



Margarida Soares Mendes Almeida Godinho

Licenciada em Ciências da Engenharia e Gestão Industrial

Proposta de Metodologia para Seleção de Modelos de Previsão de Vendas para a Sumol+Compal

Dissertação para obtenção do Grau de Mestre em Engenharia e Gestão Industrial

Orientadora: Professora Doutora Ana Paula Ferreira Barroso, Professora Auxiliar, Faculdade de Ciências e Tecnologia da Universidade Nova de Lisboa

Coorientadora: Professora Doutora Virgínia Helena Machado, Professora Auxiliar, Faculdade de Ciências e Tecnologia da Universidade Nova de Lisboa

Júri:

Presidente: Doutora Maria Celeste Rodrigues Jacinto, Professora Auxiliar com Agregação da Faculdade de Ciências e Tecnologia da Universidade Nova de Lisboa.

Vogais: Doutor Nuno Alexandre Correia Martins Cavaco, Professor Auxiliar Convidado da Faculdade de Ciências e Tecnologia da Universidade Nova de Lisboa;

Engenheira Tânia Lopo, Gestora de Desenvolvimento e Controlo da Cadeia Abastecimento Sumol+Compal;

Doutora Ana Paula Ferreira Barroso, Professora Auxiliar da Faculdade de Ciências e Tecnologia da Universidade Nova de Lisboa.



FACULDADE DE
CIÊNCIAS E TECNOLOGIA
UNIVERSIDADE NOVA DE LISBOA

julho 2019

Proposta de Metodologia para Seleção de Modelos de Previsão de Vendas para a Sumol+Compal

Copyright @ Margarida Soares Mendes Almeida Godinho, Faculdade de Ciências e Tecnologia, Universidade Nova de Lisboa A Faculdade de Ciências e Tecnologia da Universidade Nova de Lisboa tem o direito, perpétuo e sem limites geográficos, de arquivar e publicar esta dissertação através de exemplares impressos reproduzidos em papel ou forma digital, ou qualquer outro meio conhecido ou que venha a ser inventado, e de a divulgar através de repositórios científicos e de admitir a sua cópia e distribuição com objetivos educacionais ou de investigação, não comerciais, desde que seja dado o crédito ao autor e editor.

Resumo

Em Portugal, o consumo das bebidas não alcoólicas tem vindo a crescer nos últimos anos o que gerou um aumento da competitividade das empresas que trabalham neste setor de atividade.

A presente dissertação foi desenvolvida na empresa Sumol+Compal com o objetivo de analisar o processo de previsão de vendas e apresentar uma proposta de metodologia que permita melhorar a precisão do cálculo da previsão de vendas. Para o desenvolvimento da dissertação foram estudadas 3 Famílias de referências nos 4 canais de distribuição da empresa, nomeadamente, Horeca, Alimentar, Distribuidores e C&C. Uma vez que a concorrência neste setor é elevada a Sumol+Compal necessita de ter um processo de previsão de vendas preciso para ter uma maior eficiência.

Na previsão de vendas de cada referência por canal de distribuição, são aplicados 2 tipos de modelos, o Modelo de *Holt-Winters* e o Modelo de Decomposição Clássica, considerando as formas funcionais, multiplicativa e aditiva, e três hipóteses de aplicação que depende do nível de agregação das referências por canal e da sequência de aplicação. Na hipótese 1 é desenvolvido um modelo de previsão de vendas ao nível da Família de referências, sendo depois desagregadas sequencialmente as previsões para cada referência e canal. Na hipótese 2, são desenvolvidos modelos de previsão de vendas para cada referência que compõe a Família de referências, independentemente do canal de distribuição. Depois os valores são desagregados para cada canal. Na hipótese 3 são desenvolvidos modelos de previsão de vendas para cada referência em cada canal. É objetivo em termos metodológicos identificar qual a hipótese de modelação mais precisa.

A seleção do modelo e hipótese mais vantajosa para cada Família de referências é realizada tendo em conta a análise do erro associado à amostra de validação, tendo sido escolhido o modelo e hipótese que apresentavam um menor erro global e um maior coeficiente de determinação relativamente à amostra de validação. Assim, o modelo de previsão de vendas para a Família X é o modelo de *Holt-Winters* aditivo, para a Família Y é o modelo de *Holt-Winters* multiplicativo e para a Família Z são os modelos de *Holt-Winters* multiplicativo e aditivo, uma vez que apresentam a mesma precisão.

Através das análises elaboradas conclui-se que cada Família de referências analisada deve ser tratada individualmente, uma vez que apresentam comportamentos distintos entre si. Tal deve-se ao facto de cada uma das Famílias ser muito específica de um dos canais de distribuição da empresa.

Palavras chave: Previsão de vendas, Modelo de *Holt-Winters*, Modelo de Decomposição Clássica, Retalho alimentar, Canais de distribuição, Famílias de referências.

Abstract

In Portugal, the consumption of non-alcoholic beverages has been growing in recent years, which has generated an increase in the competitiveness of companies that work in this sector of activity.

This dissertation was developed in the company Sumol + Compal in order to analyse the sales forecasting process and present a methodology proposal that will improve the accuracy of the sales forecast calculation. For the development of the dissertation were studied 3 reference families in the 4 distribution channels of the company, namely, Horeca, Food, Distributors and C&C. Since competition in this industry is high, Sumol + Compal needs to have an accurate sales forecasting process for greater efficiency.

In the sales forecast of each reference by distribution channel, two types of models are applied, the Holt-Winters Model and the Classic Decomposition Model, considering the functional, multiplicative and additive forms, and three application hypotheses depending on the level of aggregation of references by channel and sequence of application. In hypothesis 1, a family of sales forecast model is developed, and then the forecasts are sequentially disaggregated for each reference and channel. In hypothesis 2, sales forecasting models are developed for each reference that makes up the Reference Family, regardless of the distribution channel. Then the values are disaggregated for each channel. In hypothesis 3 sales forecast models are developed for each reference in each channel. It is methodologically objective to identify the most accurate modelling hypothesis.

The selection of the most advantageous model and hypothesis for each family of references is made taking into account the analysis of the error associated with the validation sample. The model and hypothesis that presented the smallest overall error and the highest coefficient of determination in relation to the sample was chosen. validation Thus, the Family X sales forecast model is the additive Holt-Winters model, for Family Y is the multiplicative Holt-Winters model, and for Family Z the multiplicative and additive Holt-Winters models, a since they have the same accuracy.

Through the elaborated analyses it is concluded that each family of references analysed must be treated individually, since they present distinct behaviours among themselves. This is because each Household is very specific to one of the company's distribution channels.

Keywords: Sales Forecast, Holt-Winters Model, Classic Decomposition Model, Food Retail, Distribution Channels, Referral Families.

Agradecimentos

Em primeiro lugar gostaria de agradecer à Professora Ana Paula Barroso e à Professora Virgínia Helena Machado, orientadora e coorientadora, por toda ajuda e disponibilidade para a realização deste trabalho, bem como por todo o conhecimento transmitido.

Gostaria de agradecer, também, a todos os colaboradores da Sumol+Compal que de certa forma contribuíram que este trabalho pudesse ser realizado. Agradeço em particular à Eng.^a Tânia Lopo e à Patrícia, pela oportunidade de poder desenvolver este trabalho numa área tão interessante, por todas opiniões que me foram passando e por todos os esclarecimentos e críticas construtivas.

Aos meus amigos e companheiros destes 5 anos que passaram, por tudo aquilo que aprendi tanto a nível intelectual como pessoal. Um especial obrigada às minhas amigas Andreia, Carina, Inês e Rita que sempre me incentivaram e animaram em todos os momentos.

Às minhas amigas Catarina, Cristiana e Rita agradeço por acreditarem sempre em mim e não me deixarem desanimar.

Ao Duarte uma palavra de especial agradecimento por todo o companheirismo diário ao longo destes 5 anos.

Por último gostaria de agradecer aos meus pais por me proporcionarem as melhores condições possíveis de forma a alcançar os meus objetivos no futuro. Aos meus irmãos por todas as sugestões e acompanhamento.

ÍNDICE DE MATÉRIAS

Resumo	iii
Abstract.....	v
Agradecimentos	vii
Lista de Abreviaturas	xix
1 Introdução.....	1
1.1 Enquadramento	1
1.2 Contextualização do Problema.....	1
1.3 Questões de Investigação	2
1.4 Objetivos	2
1.5 Metodologia	3
1.6 Estrutura da Dissertação	5
2 Previsão da Procura e alguns Métodos de Previsão.....	7
2.1 Logística/ Atividades Logísticas	7
2.2 Logística e Competitividade/ Estratégias.....	8
2.3 Previsão da Procura.....	10
2.4 Métodos de Previsão	14
2.5 Metodologia de Implementação de Modelos de Previsão.....	16
2.6 Séries cronológicas	20
2.6.1 Tratamento de Dados de uma Série.....	21
2.6.2 Função de Autocorrelação (FAC)	23
2.6.3 Coeficiente de Correlação de <i>Pearson</i>	25
2.7 Medidas de Desempenho na Previsão.....	26
2.7.1 Medidas Estatísticas	26
2.7.2 Critério de Seleção dos Modelos.....	29
2.8 Modelos de Previsão Quantitativos.....	30
2.8.1 <i>Holt-Winters</i>	30
2.8.2 Decomposição Clássica.....	32
2.9 Análise ABC	33
2.10 Síntese do Capítulo	34
3 Caracterização do Caso de Estudo	35
3.1 A Sumol + Compal	35
3.1.1 Unidades de Negócio da Sumol+Compal Marcas.....	36
3.1.2 Unidades Industriais, Centros Logísticos e de Distribuição.....	37
3.1.3 Departamento de Logística	38
3.1.4 Área de Desenvolvimento e Controlo da Cadeia de Abastecimentos	39

3.2 Caracterização do Tipo de Produção	39
3.2.1 Processo de Previsão da Procura.....	41
3.2.2 Cálculo de Previsão de Sistema	42
3.3 Caracterização dos Canais de Vendas.....	43
3.4 Caracterização dos Produtos	45
3.4.1 Classificação ABC	46
3.4.2 Análise das Referências Seleccionadas.....	48
3.5 Recolha de Dados	53
3.6 Diagnóstico do Sistema de Previsão Atual	54
3.7 Síntese do Capítulo	57
4 Proposta de um Modelo de Previsão de Vendas	59
4.1 Tratamento de Dados	59
4.2 Análise das Séries Cronológicas	62
4.3 Modelos de Previsão a Aplicar	67
4.4 Hipóteses de Aplicação dos Modelos de Previsão	68
4.5 Amostras de Ajustamento e Validação	70
4.6 Avaliação dos Modelos.....	70
4.7 Critérios para Seleção do Modelo de Previsão	71
4.8 Previsão de Vendas da Família X	71
4.8.1 Modelo de <i>Holt-Winters</i> com Sazonalidade Multiplicativa	72
4.8.2 Modelo de <i>Holt-Winters</i> com Sazonalidade Aditiva.....	83
4.8.3 Modelo de Decomposição Clássica do tipo Multiplicativo.....	92
4.8.4 Modelo de Decomposição Clássica do tipo Aditivo	103
4.8.5 Seleção do Modelo.....	113
4.9 Previsão de Vendas da Família Y	114
4.10 Previsão de Vendas da Família Z.....	115
4.11 Síntese do Capítulo	116
5 Conclusões.....	119
5.1 Conclusões Finais	119
5.2 Propostas de Melhoria para desenvolvimento de trabalhos futuros	121
Referências Bibliográficas	123
Anexos	129
Anexo A - Análise ABC	129
Anexo B - Comportamento das Referências da Família X	131
Anexo C - Comportamento das Referências da Família Z	133
Anexo D - Comportamento das Referências da Família Y	135
Anexo E - Coeficientes de <i>Pearson</i> da Família X	137

Anexo F -	Coeficientes de <i>Pearson</i> da Família Y	139
Anexo G -	Coeficiente de <i>Pearson</i> da Família Z.....	143
Anexo H -	Aplicação dos Modelos de Previsão à Família Y. Síntese	147
Anexo I -	Síntese da aplicação dos modelos à Família Z.....	151
Anexo J -	Síntese <i>R</i> ² das Famílias X, Y e Z.....	155

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1-1 Metodologia de Estudo.....	3
Figura 2-1 Funcionamento Cadeia de Abastecimento	13
Figura 2-2 Processo Previsão da Procura	16
Figura 2-3 Custo de Imprecisão vs Custo do Método de Previsão.....	19
Figura 2-4: FAC- Sazonalidade.....	24
Figura 2-5: FAC - Tendência	24
Figura 3-1 Pilares Estratégicos da SC Adaptado.....	37
Figura 3-2: Organização do Departamento de Logística da SC.....	38
Figura 3-3 Fluxo de Encomenda	40
Figura 3-4 Fluxo da Cadeia de Abastecimento	40
Figura 3-5 Fluxo do Cálculo de Previsões	42
Figura 3-6 Procedimento do Modo de Cálculo da Previsão de Sistema na SC.....	43
Figura 3-7 Canais Existentes na SC	44
Figura 3-8 Importância de Cada Canal com Base na Quantidade Faturada (KGL)	44
Figura 3-9 Carteira de Produtos Sumol+Compal	45
Figura 3-10 Comportamento da Família X	49
Figura 3-11 Importância de Cada Canal na Família X.....	49
Figura 3-12 Importância de Cada Referência na Família X Independentemente do Canal	49
Figura 3-13 Comportamento das Vendas de 7 referências da Família Y	50
Figura 3-14 Importância de Cada Canal na Família Y	51
Figura 3-15 Importância de Cada Referência na Família Y Independentemente do Canal	51
Figura 3-16 Comportamento das Vendas de 8 Referências da Família Z.....	52
Figura 3-17 Importância de Cada Canal na Família Z	52
Figura 3-18 Importância de Cada Referência na Família Z Independentemente do Canal.....	52
Figura 3-19 Recolha de Dados	53
Figura 3-20 Percentagem de Referências em Cada Grupo por Canal	55
Figura 3-21 Comparação dos Erros Comercial e de Sistema no Canal Horeca	55

Figura 3-22 Comparação dos Erros Comercial e de Sistema no Canal Distribuidores	55
Figura 3-23 Comparação dos Erros Comercial e de Sistema no Canal Alimentar.....	56
Figura 3-24 Comparação dos Erros Comercial e de Sistema no Canal C&C	56
Figura 4-1 Outliers - Família X no Canal Alimentar	60
Figura 4-2 Autocorrelação da Referência 25515	66
Figura 4-3 Autocorrelação da Referência 23096	67
Figura 4-4 Autocorrelação da Referência 23185	67
Figura 4-5 Hipóteses Testadas	69
Figura 4-6 Amostra de Dados Utilizada no Cálculo da Previsão de Vendas	70
Figura 4-7 Previsão de Vendas das 3 Referências Agregadas da Família X.....	74
Figura 4-8 Fatores Sazonais no Modelo DC Multiplicativo, Hipótese 1	93
Figura 4-9 Reta de Tendência do Modelo DC Multiplicativo, Hipótese 1	93
Figura 4-10 Fatores Sazonais no Modelo DC Multiplicativo, Hipótese 2	97
Figura 4-11 Reta de Tendência do Modelo DC Multiplicativo, Hipótese 2	97
Figura 4-12 Fatores Sazonais no Modelo DC Multiplicativo, Hipótese 3	101
Figura 4-13 Fatores Sazonais no Modelo DC Aditivo, Hipótese 1	104
Figura 4-14 Reta de Tendência do Modelo DC Aditivo, Hipótese 1	104
Figura 4-15 Fatores Sazonais no Modelo DC Aditivo, Hipótese 2.....	107
Figura 4-16 Reta de Tendência do Modelo DC Multiplicativo, Hipótese 2	108
Figura 4-17 Fatores Sazonais no Modelo DC Aditivo, Hipótese 3.....	111

ÍNDICE DE TABELAS

Tabela 3-1 Referências com Maior Quantidade Faturada (KGL) em 2017	47
Tabela 3-2 Referências Seleccionadas para o Cálculo de Previsão de Vendas e Correspondente Erro de Sistema	48
Tabela 3-3 Dados Extraídos de SAP para Excel	54
Tabela 3-4 Percentagem do Erro de Sistema nos Diversos Canais	57
Tabela 4-1 Síntese da Existência de Outliers	60
Tabela 4-2 Percentagem de <i>Outliers</i> que Sofreu Modificação.....	61
Tabela 4-3 Valores Nulos Existentes na Família X por Canal.....	62
Tabela 4-4 Valores Nulos Existentes na Família Z por Canal	62
Tabela 4-5 Dados Estatísticos da Família X	63
Tabela 4-6 Dados Estatísticos da Família Y	64
Tabela 4-7 Dados Estatísticos da Família Z.....	65
Tabela 4-8 Resultados Obtidos do Ajuste do Modelo HW Multiplicativo para a Família X, hipótese 1	72
Tabela 4-9 Previsão de Vendas (KGL) Usando o Modelo HW Multiplicativo da Família X, hipótese 1	73
Tabela 4-10 Dados Relativos à Família X na Hipótese 1- Modelo HW Multiplicativo	75
Tabela 4-11 Dados Relativos à Referência 25515, Hipótese 1- Modelo HW Multiplicativo	75
Tabela 4-12 Dados Relativos à Referência 25516, Hipótese 1- Modelo HW Multiplicativo	76
Tabela 4-13 Dados Relativos à Referência 25525, Hipótese 1- Modelo HW Multiplicativo	76
Tabela 4-14 Resultados Obtidos do Ajuste do Modelo HW Multiplicativo para Família X Hipótese 2.....	77
Tabela 4-15 Dados Relativos à Referência 25515, Hipótese 2- Modelo HW Multiplicativo	78
Tabela 4-16 Dados Relativos à Referência 25516, Hipótese 2 - Modelo HW Multiplicativo	78
Tabela 4-17 Dados Relativos à Referência 25525, Hipótese 2- Modelo HW Multiplicativo	79
Tabela 4-18 Resultados Obtidos do Ajuste do Modelo HW Multiplicativo para a Família X no Canal Alimentar, Hipótese 3	80

Tabela 4-19 Resultados Obtidos do Ajuste do Modelo HW Multiplicativo para a Família X no C&C, Hipótese 3	80
Tabela 4-20 Resultados Obtidos do Ajuste do Modelo HW Multiplicativo para a Família X Distribuidores, Hipótese 3.....	80
Tabela 4-21 Resultados Obtidos do Ajuste do Modelo HW Multiplicativo para a Família X no Horeca, Hipótese 3	81
Tabela 4-22 Comparação das 3 Hipóteses no Modelo de HW com Sazonalidade Multiplicativa	82
Tabela 4-23 Resultados Obtidos do Ajuste do Modelo HW Aditivo para a Família X, Hipótese 1	84
Tabela 4-24 Previsão de Vendas (KGL) usando o Modelo HW Aditivo da Família X, hipótese 1	84
Tabela 4-25 Dados Relativos à Família X na Hipótese 1- Modelo HW Aditivo	85
Tabela 4-26 Dados Relativos à Referência 25515, Hipótese 1- Modelo HW Aditivo.....	86
Tabela 4-27 Dados Relativos à Referência 25516, Hipótese 1- Modelo HW Aditivo.....	86
Tabela 4-28 Dados Relativos à Referência 25525, Hipótese 1- Modelo HW Aditivo.....	87
Tabela 4-29 Resultados Obtidos do Ajuste do Modelo HW Aditivo para a Família X, Hipótese 2	87
Tabela 4-30 Dados Relativos à Referência 25515 Hipótese 2- Modelo HW Aditivo.....	88
Tabela 4-31 Dados Relativos à Referência 25516 Hipótese 2- Modelo HW Aditivo.....	89
Tabela 4-32 Dados Relativos à Referência 25525 Hipótese 2- Modelo HW Aditivo.....	89
Tabela 4-33 Resultados Obtidos do Ajuste do Modelo HW Aditivo para a Família X no Alimentar, Hipótese 3.....	90
Tabela 4-34 Resultados Obtidos do Ajuste do Modelo HW Aditivo para a Família X no C&C, Hipótese 3.....	90
Tabela 4-35 Resultados Obtidos do Ajuste do Modelo HW Aditivo para a Família X no Distribuidores, Hipótese 3.....	91
Tabela 4-36 Resultados Obtidos do Ajuste do Modelo HW Aditivo para a Família X no Horeca, Hipótese 3.....	91
Tabela 4-37 Comparação das 3 Hipóteses no Modelo de HW Aditivo	92

Tabela 4-38 Previsão de Vendas (KGL) Usando o Modelo de DC Multiplicativo da Família X, Hipótese 1.....	94
Tabela 4-39 Resultados Obtidos do Ajuste do Modelo DC Multiplicativo para a Família X Hipótese 1.....	94
Tabela 4-40 Dados Relativos à Família X Hipótese 1- Modelo DC multiplicativo.....	95
Tabela 4-41 Dados Relativos à Referência 25515, Hipótese 1- Modelo DC multiplicativo.....	95
Tabela 4-42 Dados Relativos à Referência 25516, Hipótese 1- Modelo DC multiplicativo.....	96
Tabela 4-43 Dados Relativos à Referência 25525, Hipótese 1- Modelo DC multiplicativo.....	96
Tabela 4-44 Previsão de vendas (KGL) relativamente à Família X hipótese 2	98
Tabela 4-45 Resultados Obtidos do Ajuste do Modelo DC Multiplicativo para a Família X, Hipótese 2.....	98
Tabela 4-46 Dados Relativos à Referência 25515, Hipótese 2- Modelo DC Multiplicativo	99
Tabela 4-47 Dados Relativos à Referência 25516, Hipótese 2- Modelo DC Multiplicativo	99
Tabela 4-48 Dados Relativos à Referência 25525, Hipótese 2- Modelo DC Multiplicativo	100
Tabela 4-49 Reta de Tendência do Modelo DC Multiplicativo, Hipótese 3	102
Tabela 4-50 Resultados Obtidos do Ajuste do Modelo DC Multiplicativo para a Família X Hipótese 3.....	102
Tabela 4-51 Comparação das 3 Hipóteses no Modelo de DC Multiplicativo	103
Tabela 4-52 Previsão de Vendas (KGL) Usando o Modelo DC Aditivo da Família X, Hipótese 1	104
Tabela 4-53 Resultados Obtidos do Ajuste do Modelo DC para Aditivo Família X, Hipótese 1	105
Tabela 4-54 Dados Relativos à Família X Hipótese 1- Modelo DC Aditivo	105
Tabela 4-55 Dados Relativos à Referência 25515, Hipótese 1- Modelo DC Aditivo.....	106
Tabela 4-56 Dados Relativos à Referência 25516, Hipótese 1- Modelo DC Aditivo.....	106
Tabela 4-57 Dados Relativos à Referência 25525, Hipótese 1- Modelo DC Aditivo.....	107
Tabela 4-58 Previsão de (KGL) Usando o Modelo Modelo DC Aditivo da Família.....	108
Tabela 4-59 Resultados Obtidos do Ajuste do Modelo DC Aditivo para a Família X, Hipótese 2- Modelo DC Aditivo.....	108
Tabela 4-60 Dados Relativos à Referência 25515, Hipótese 2- Modelo DC Aditivo.....	109

Tabela 4-61 Dados Relativos à Referência 25516, Hipótese 2- Modelo DC Aditivo.....	110
Tabela 4-62 Dados Relativos à Referência 25525, Hipótese 2- Modelo DC Aditivo.....	110
Tabela 4-63 Fatores Sazonais no Modelo DC Aditivo, Hipótese 3	111
Tabela 4-64 Resultados Obtidos do Ajuste do Modelo DC Aditivo para Família X Hipótese 3	112
Tabela 4-65 Comparação das 3 Hipótes no Modelo de DC Aditivo.....	113
Tabela 4-66 Comparação dos 4 Modelos Utilizados em Relação à Família X.....	113
Tabela 4-67 Comparação dos 4 Modelos Utilizados em Relação à Família Y	114
Tabela 4-68 Comparação dos 4 Modelos Utilizados em Relação à Família Z	116
Tabela 4-69 Síntese Seleção dos Modelos para as 3 Famílias Estudadas	117

Lista de Abreviaturas

SKU- *Stock keep unit*

C&C – *Cash and Carry*

SC- Sumol+Compal

HW- *Holt-Winters*

DC- Decomposição Clássica

CV- Coeficiente de variação

1 Introdução

A presente dissertação tem como objetivo analisar o processo de previsão de vendas e elaborar uma sugestão de melhoria na empresa Sumol+Compal. O caso de estudo foi desenvolvido no Departamento de Logística na área de Desenvolvimento e Controlo da Cadeia de Abastecimento. O presente capítulo pretende expor o enquadramento, a identificação do problema e das questões que se pretendem ver respondidas, os objetivos a alcançar e a metodologia utilizada para concretizá-los. Por fim é apresentada a estrutura da dissertação para uma melhor compreensão do que será estudado.

1.1 Enquadramento

A Sumol+Compal é uma empresa líder em Portugal no setor das bebidas não alcoólicas. Devido à competitividade que enfrenta, a Sumol+Compal opera com base na inovação para se destacar dos demais. Apesar de ser uma marca Portuguesa de referência também é reconhecida internacionalmente neste setor. Esta empresa está presente em cerca de 70 países, nos 5 continentes. Para além das unidades industriais em Portugal é detentora de duas unidades fora do território nacional, uma em Boane, Moçambique e outra em Bom Jesus, Angola.

O mercado das bebidas não alcoólicas em Portugal, no início de 2017, sofreu um agitação com a entrada em vigor duma lei que colocaria um novo imposto sobre o consumo de bebidas adicionadas de açúcar ou de outros edulcorantes (Sumol+Compal, 2017). Esta nova lei levou que este setor sofresse uma diminuição nas vendas associadas às bebidas refrigerantes. Apesar do decréscimo de vendas a empresa rapidamente conseguiu recuperar a sua posição no mercado e notou-se um crescimento de mais 9% ao longo dos três primeiros trimestres de 2017 nas bebidas não-alcoólicas (Marketeer, 2017).

1.2 Contextualização do Problema

A competitividade no sector de alimentação mais propriamente no mercado das bebidas não alcoólicas é bastante exigente, o que leva as empresas a procurarem algo que as diferencie dos seus competidores. O trabalho de uma empresa rege-se especialmente a partir de duas variáveis, a exigência dos consumidores e a competitividade. Por isso, as empresas têm de estar aptas para serem capazes de responder aos seus clientes com qualidade e cumprimento de prazos, destacando-se da concorrência.

Para o efeito, é necessário que a empresa possua um sistema de gestão logística que segundo o *Council of Supply Chain Management Professionals* (2012) “é responsável por planejar, implementar e controlar de modo eficiente e eficaz o fluxo direto e inverso e as operações de armazenagem de bens, serviços e informação relacionada entre o ponto de origem e o ponto de consumo, de forma a ir ao encontro dos requisitos/necessidades dos clientes”. Uma gestão logística correta é crucial para a empresa alcançar resultados positivos e para isso é necessário que haja uma boa relação com clientes e fornecedores. O fluxo de informação entre estas três entidades é fundamental para o sucesso da organização. A logística está envolvida em quase todos os departamentos e, por isso, têm de trabalhar em conjunto de forma a formar sinergias com o objetivo de responder às necessidades dos clientes.

Um dos principais objetivos da logística é a entrega do produto certo, ao cliente certo, na quantidade certa, no local certo, no momento certo e ao custo certo. Para que isso aconteça a empresa tem de saber as ordens de produção que necessita de emitir. É necessário que uma empresa esteja bem estruturada para definir as quantidades de bens que irá produzir de forma que possa responder à procura do mercado.

A Sumol+Compal sendo uma empresa de referência no sector tem de evitar a ocorrência de rotura de stock, que origina insatisfação dos seus clientes, podendo mesmo levar a que procurem outro fornecedor. Por outro lado, tem de ter a preocupação de não ter mais stock do que o necessário, uma vez que tem custos associados. Consequentemente, existe a necessidade de realizar da forma eficaz a previsão de vendas.

1.3 Questões de Investigação

Esta investigação está inserida na área de previsão de vendas no setor Alimentar. O desenvolvimento do estudo pretende responder-se às seguintes questões:

- Qual a importância da aplicação das técnicas de previsão numa empresa?
- Quais os fatores que influenciam a previsão de vendas de bens Alimentares?
- O que é que atualmente a empresa realiza a nível da previsão da procura?
- Qual o modelo de previsão de vendas mais adequado para os produtos da Sumol+Compal?

1.4 Objetivos

O objetivo desta dissertação é propor uma metodologia para a previsão de vendas da empresa Sumol+Compal com base na análise do processo de previsão de vendas atual e em técnicas de

previsão que parecem ser as mais adequadas aos padrões de vendas de uma empresa do setor Alimentar.

O objetivo inerente ao processo de desenvolvimento da previsão da procura visa reduzir os desvios do stock em relação à procura real, isto é, reduzir/eliminar a rotura de stock e a permanência de stock em armazém durante um período de tempo superior ao desejável.

Este estudo contribui, por isso, para o aumento da eficiência e eficácia do processo de previsão de vendas, dando resposta às necessidades da empresa Sumol+Compal.

1.5 Metodologia

Depois de identificadas as questões a que o estudo pretende responder, secção 1.3, é necessário elaborar uma pesquisa bibliográfica sobre previsão de vendas, principalmente num contexto de retalho de forma a perceber o que já foi estudado e testado relativamente ao tema.

Após efetuada a pesquisa, é necessário realizar de um *brainstorming* com os elementos da equipa da Sumol+Compal para entender as possíveis medidas de melhoria a aplicar.

A presente dissertação segue a metodologia apresentada na Figura 1.1, constituída por 8 etapas, iniciando com uma pesquisa bibliográfica no âmbito da previsão de vendas e terminando com a calibração dos modelos de previsão de vendas propostos, Figura 1-1.

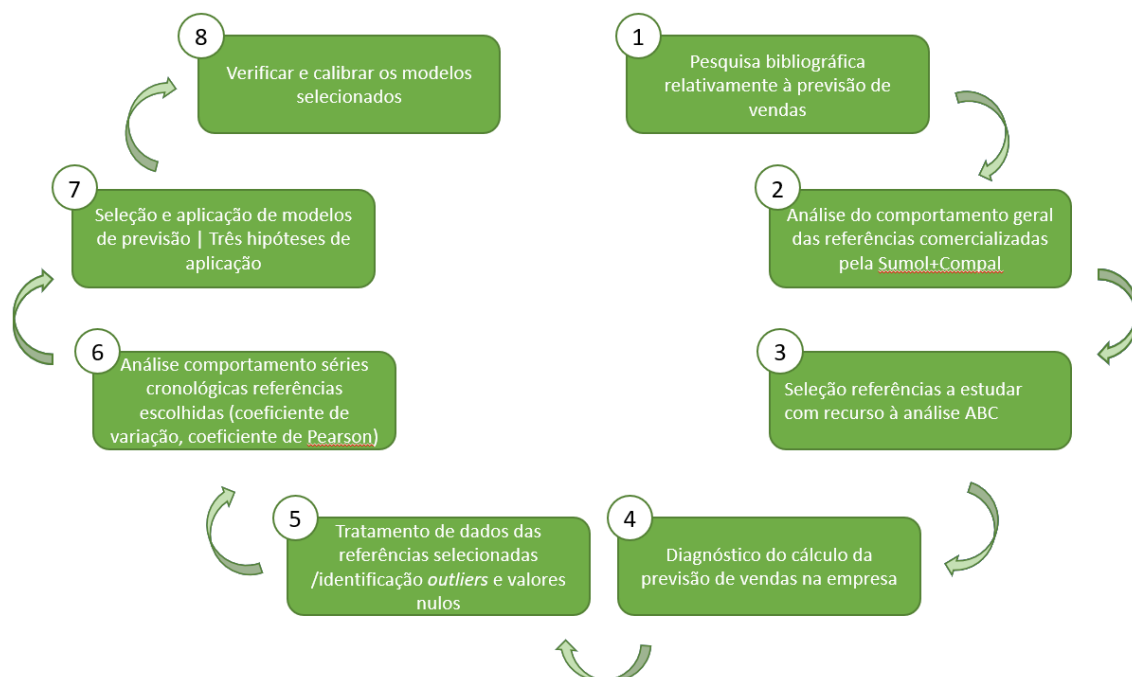


Figura 1-1 Metodologia de Estudo

Em primeiro lugar, etapa 1, começou-se por estudar e analisar o tema associado à previsão de vendas, modelos e as suas aplicações. Foi também necessário analisar outros temas de suporte à investigação, tais como a gestão de stocks.

Depois surgiu a necessidade de se conhecer a empresa onde é realizado o estudo, bem como analisar o comportamento geral das referências comercializadas pela Sumol+Compal, etapa 2. Após se conhecerem as referências comercializadas pela empresa foi necessário de selecionar quais seriam as referências alvo deste estudo, etapa 3, através da aplicação da análise ABC.

Foi necessário também, para definir como o estudo iria avançar, conhecer o processo de previsão de vendas usado atualmente pela Sumol+Compal, etapa 4. Depois para as referências a estudar procede-se ao estudo do comportamento de vendas de cada uma para serem selecionados os modelos mais adequados. Este estudo teve por base a identificação de *outliers* e valores nulos das séries cronológicas em estudo, etapa 5.

Em seguida, na etapa 6, é calculado o coeficiente de *Pearson*, de forma a ser identificada a sazonalidade existente e o cálculo do coeficiente de variação para se perceber se existe uma grande dispersão de dados nas séries cronológicas analisadas.

Na etapa 7 modelam-se os dados das referências selecionadas à luz dos modelos selecionados, com base em três hipóteses propostas e seleciona-se a mais precisa. Qualquer das hipóteses tem como objetivo determinar a previsão de vendas de uma referência num determinado canal de vendas. Assim, a hipótese 1 modela as vendas da referência num determinado canal com base na modelação de vendas da Família a que pertence. A previsão de vendas de uma referência num determinado canal é determinada a partir da quota do canal e da quota da referência na Família, pelo que a previsão de vendas determinada pelo modelo é desagregada em primeiro lugar em termos das referências e depois em termos de canal de vendas. A hipótese 2 modela as vendas da referência num determinado canal com base na modelação de vendas da referência (na globalidade dos canais). A previsão de vendas de uma determinada referência num determinado canal é determinada a partir da quota do canal nas vendas da referência. A hipótese 3 modela diretamente as vendas da referência por canal.

É de notar que nesta etapa foi necessário definir as amostras de ajustamento e de validação, tendo sido também analisadas algumas estatísticas, como, por exemplo, o erro absoluto relativamente às amostras de ajustamento e de validação de cada um dos modelos de previsão de vendas. Uma medida que também é importante para a avaliação do modelo de previsão de vendas é o coeficiente de determinação.

Por fim, na etapa 8, após terem sido selecionados os modelos a aplicar, será necessário realizar entre uma ou duas vezes por ano uma análise dos modelos com eventual calibração para garantir que estes se mantêm adaptados às mudanças de comportamento que possam acontecer com o decorrer do tempo.

1.6 Estrutura da Dissertação

A dissertação possui 5 capítulos que estarão divididos da seguinte forma:

No capítulo 1 foi realizada uma descrição sucinta da problemática, propósito, relevância e motivação do estudo, bem como dos objetivos da dissertação e metodologia aplicada.

O capítulo 2 baseia-se na apresentação da fundamentação teórica dos temas que são abordados no decorrer da dissertação, nomeadamente a importância da logística na gestão eficaz e eficiente das organizações, mais especificamente e com detalhe a área de técnicas de previsão da procura e com menos detalhe a área de gestão de stocks, visto este tema estar interligado com a previsão de vendas.

O capítulo 3 descreve e caracteriza o caso de estudo. Este é o capítulo onde é feita a caracterização tanto da empresa como das referências objeto de estudo da dissertação.

O capítulo 4 contém a componente de desenvolvimento matemático da dissertação. É neste capítulo que se modelam os dados de vendas recolhidos de diferentes Famílias de produtos. Consequentemente, neste capítulo, efetua-se a comparação dos modelos de previsão desenvolvidos e seleciona-se o mais adequado para cada Família de produtos estudada.

O Capítulo 5 apresenta as conclusões finais do trabalho realizado no decorrer da dissertação, as limitações que foram surgindo, bem como as recomendações de melhoria para o futuro.

2 Previsão da Procura e alguns Métodos de Previsão

Para o correto desenvolvimento da investigação é necessário compreender os conceitos teóricos abordados de forma a suportar o estudo realizado. Sendo o grande tema teórico desta tese, técnicas de previsão, o presente capítulo tem como principal objetivo uma revisão de literatura sobre este tema.

2.1 Logística/ Atividades Logísticas

A logística é um conceito já há muito conhecido. Segundo a definição de um dicionário entende-se a logística como um ramo da ciência militar responsável pela obtenção, manutenção e transporte de materiais (Ballou, 2004). Isto porque na guerra era necessário fazer todo um planeamento a nível dos recursos necessários durante esta, bem como organizar todas as atividades tanto a nível de transporte, armazenagem de equipamentos e suprimentos. Nessa altura a eficiência e a eficácia destas atividades eram cruciais, pois numa altura de conflito não poderia haver uma má gestão se não poderia se dar o caso de escassez de algo. Este conceito é espelhado numa organização, visto que se pretende que todas as atividades logísticas sejam executadas de uma forma eficiente e eficaz.

Segundo Ballou (2004) a definição anterior não representa o que a logística num contexto empresarial realmente é, para este autor a definição mais apropriada é a do *Council of Supply Chain Management Professionals*, que considera que a logística “é responsável por planear, implementar e controlar o eficiente e eficaz fluxo direto e inverso e as operações de armazenagem de bens, serviços e informação relacionada entre o ponto de origem e o ponto de consumo, de forma a ir ao encontro dos requisitos/necessidades dos clientes” (Council of Supply Chain Management Professionals, 2012). Com esta definição entende-se que a logística é responsável por colocar serviços ou produtos à disposição do cliente onde e quando este quer. Ainda assim, Ballou refere que se a logística é definida deste modo então esta faz parte de um processo da cadeia de abastecimento e não é o processo num todo (Ballou, 2004).

Sabendo o que é a logística é preciso perceber como esta se gere e por isso é necessário entender o conceito gestão logística. A gestão logística tem como objetivo gerir e planear todas as atividades logísticas. Como atividades da logística identificam-se a gestão de transporte de *inbound* e *outbound*, a gestão de fluxos, de armazenagem, de matérias primas, de cumprimento de pedidos, do desenho da rede logística, do stock, da previsão da procura e de prestadores de serviços (Szoza and Wojciechowska, 2011)

O desenvolvimento de boas práticas para uma gestão logística eficiente apresentará bons resultados e vantagens para uma empresa tal como foi referido anteriormente, isto porque, a logística pretende entregar aos seus clientes o produto correto, na qualidade e quantidade certa no local e tempo pretendido e ao melhor preço (Szozda and Wojciechowska, 2011) o cumprimento destes requisitos irá de certa forma aumentar satisfação do cliente. Assim conclui-se que uma boa gestão logística é crucial para a empresa alcançar resultados, no entanto, para que isso aconteça é necessário que haja um bom contacto entre clientes e fornecedores. O fluxo de informação entre estas três entidades (empresa, cliente, fornecedor) é fundamental para o sucesso da organização. Mas como tudo a logística também apresenta alguns problemas. Os problemas que se podem suceder são: informações atrasadas e imprecisas, serviços incompletos, operações vagarosas e ineficientes e alta taxa de danos no produto (Gunasekaran and Ngai, 2003).

2.2 Logística e Competitividade/ Estratégias

Prevê-se que cada vez mais a importância da logística vai aumentando com o passar do tempo, uma vez que a capacidade de ajustar o *procurement*, produção, transporte aos pedidos dos clientes e a rápida e integrada gestão de fluxos de informação se tornará fundamental para os *core business* de uma empresa (Shankar, 2001).

Com o avanço dos tempos a logística empresarial tem ganho um papel cada vez mais importante. A logística hoje em dia já é considerada como uma área chave para o sucesso de um negócio isto porque pode oferecer/criar valor para a empresa (Rushton, Croucher and Baker, 1998). Tal facto faz com que a área seja imprescindível para uma empresa a nível do seu desenvolvimento e da obtenção de melhores resultados. O valor que esta área cria é sobretudo para os clientes e fornecedores da empresa e também para os acionistas da empresa. O valor a que se refere é expresso principalmente em tempo e lugar, isto porque os produtos ou serviços não geram valor se não estiverem na posse dos clientes no tempo e lugar estabelecidos (Ballou, 2004).

Hoje em dia já não se põe em dúvida o papel que a logística detém nas empresas e por isso mesmo na Europa os custos logísticos representam entre 8% a 11% do produto interno bruto (Rushton, Croucher and Baker, 1998), e mundialmente segundo o Fundo Monetário Internacional representam 12% (Ballou, 2004). A partir destes valores conclui-se que os custos logísticos têm já um peso a nível de atividade económica bastante significativo o que implica uma compreensão da natureza destes custos de forma a poder minimizá-los ao máximo. A globalização e internacionalização das empresas depende bastante da performance dos custos logísticos.

Apesar dos custos logísticos terem uma parcela significativa, segundo Bowersox, Closs e Cooper o importante é a competência logística que uma empresa possui para ganhar vantagem competitiva e não a redução e contenção dos custos (Bowersox, Closs and Cooper, 2002)

Para que uma empresa tenha potencial para gerar valor e por sua vez de ganhar vantagem competitiva em relação à concorrência é importante que a logística esteja integrada com outras áreas funcionais (Gunasekaran and Ngai, 2003). Isto porque a logística está envolvida em quase todos os departamentos e por isso estes têm de trabalhar em conjunto de forma a formar uma sinergia com objetivo de responder às necessidades dos clientes. Como exemplo, as atividades complexas da logística tais como reabastecimento de stocks, necessidade de um percurso delineado para as encomendas e a coordenação de ordens exigem que haja um bom fluxo de comunicação entre as várias áreas da empresa (Mourits and Evers, 1995). Analogamente os sistemas de informação têm um papel bastante importante para melhorar a eficiência da logística.

O processo logístico numa empresa se não for gerido da melhor forma pode vir a comprometer algumas coisas, tais como, o processo de cumprimento das encomendas, a gestão da relação com os clientes, serviço aos clientes e gestão de aquisição de produtos bem com a procura, e por isso a gestão de informação é essencial para a gestão de todo o sistema logístico (Gunasekaran and Ngai, 2003).

A cadeia de abastecimento e por sua vez a logística melhora a sua performance quando as empresas têm visibilidade da procura, stocks e do processo (BARRATT and OKE, 2007). A gestão da procura é uma área crucial numa empresa uma vez que a incerteza da cadeia de abastecimento e a complexidade logística têm vindo a aumentar (Bower, 2007), isto é, apresenta um comportamento cada vez mais incerto daí a logística na última década tenha ganho um papel mais complexo. Estes aumentos foram causados por diversos fatores como: aumento da pressão competitiva, aumento do nível de *outsourcing*, variabilidade do *lead time*, mais frequentemente lançamentos de novos produtos, novas regulamentações governamentais, mudanças de preço, instabilidade da taxa de conversão e atividades promocionais (Wanke and Corrêa, 2014).

A complexidade logística pode ser vista como uma componente determinística, ou seja, a relação do número e variedade dos elementos presentes num sistema (Milgate, 2001). Dependendo assim de diversos fatores, como por exemplo, número de mercados em que atua, de fornecedores, de produtos e clientes. Isto é, número de unidades que exigem interação e a quantidade de conhecimento sobre produtos e clientes que devem ser geridas e protegidas (Stonebraker and Liao, 2006). Por outro lado segundo Pfohl e Zollner a complexidade logística depende do tamanho da empresa, isto é, o número de fábricas e de armazéns isto porque à medida que estas duas

variáveis vão aumentando a complexidade do processo logístico e a dinâmica vai aumentando em relação às tarefas logísticas a serem realizadas no abastecimento, produção e distribuição (Pfohl and Zöllner, 1997). Para uma boa performance de uma empresa será então interessante que se estude a dimensão de uma empresa e as variáveis que estão envolvidas de forma a perceber qual a complexidade de uma empresa de forma a adaptar o processo logístico o máximo possível.

Wanke e Corrêa defendem que o nível de complexidade logística pode ser calibrado medindo o tamanho, a receita bruta, o número de fornecedores, o número de clientes ativos, o número de funcionários, o número de funcionários envolvidos na gestão da cadeia de abastecimento, o número de SKU's ativos, o número de centros de distribuição, o número de pedidos processados e o número de lançamentos de produtos por ano (Wanke and Corrêa, 2014)

Medir a complexidade logística de uma empresa é um fator importante no sentido que o nível da complexidade pode ser um fator que influencia a tomada de decisões da cadeia de abastecimento, isto suporta, que a gestão de topo de uma empresa pode encarar diferentes objetivos consoante o nível de complexidade logística que estão sujeitos (Wanke and Corrêa, 2014)

2.3 Previsão da Procura

A procura de um bem ou serviço é algo que muda constantemente ao longo do tempo existindo também fatores que influenciam esta mudança, tais como fatores sazonais e não sazonais. Estas mudanças têm repercussões na cadeia de abastecimento tais como, número de stock inadequado e consequentemente aumento de custos (Sultana and Shathi, 2010).

É muito importante perceber que existe uma grande relação entre a procura, a forma como esta é prevista, e o controlo de stocks, pois a boa prática de gestão de stocks advém da previsão da procura (Syntetos and Boylan, 2008). Ou seja, o stock que é gerido é aquele que foi previsto ser vendido.

Para melhor entender o tema em estudo é necessário perceber qual a importância da atividade logística, previsão da procura. Segundo *Makridakis* “realizar previsões da procura é importante para auxiliar a determinação dos recursos necessários para a empresa” (Markridakis, Wheelwright and Hyndman, 1998). Ou seja, a previsão da procura tem como objetivo prever os produtos que serão vendidos (tenta prever futuro) num período de tempo, sendo esta uma estimativa de vendas que tem impacto na capacidade e planeamento de produção, nos recursos humanos, financeiros e de marketing e na cadeia de abastecimento.

A importância do planeamento da previsão é definida através de um período temporal, *lead time* que consiste no desfasamento temporal entre o conhecimento da ocorrência de um evento iminente ou necessidade e a sua ocorrência. Se o *lead time* for aproximadamente zero ou zero o planeamento não necessita de ser realizado com tanta antecedência, logo o planeamento da previsão tem uma importância menor. Já se o *lead time* é superior e se o resultado do evento final estiver dependente de fatores identificáveis o planeamento é uma atividade crítica, sendo que a previsão tem um papel importante visto que determina quando um evento irá ocorrer (Markridakis, Wheelwright and Hyndman, 1998). A previsão surge então como uma ferramenta de auxílio estatístico para obter informação da tomada de decisão sobre o planeamento de produção, do transporte e da mão-de-obra, e a longo prazo, ganha importância do planeamento estratégico (Hyndman and Athanasopoulos, 2018).

De acordo com *Makridakis*, é importante fazer a distinção entre os eventos externos incontrolláveis (originados pela economia nacional, governo, clientes e competidores) e eventos internos controláveis (tais como decisões de marketing e produção da empresa). Para alcançar o sucesso uma empresa depende destes dois eventos. A previsão aplica-se a eventos externos incontrolláveis alicerçando a organização em termos de apoio e de informação. Por outro lado, a tomada de decisão é aplicada diretamente a eventos internos controláveis. Assim o planeamento surge como conector dos dois eventos (Makridakis, Spyros G. Wheelwright and Hyndman, 1997).

O planeamento da procura é o primeiro passo do planeamento de um negócio, isto é, aquilo que dá um rumo ao negócio, na medida em que é o que dita quais os recursos que são necessários para entregar o produto ao cliente. Sendo assim, a boa performance de um negócio depende bastante da qualidade da previsão da procura (Szoza and Wojciechowska, 2011). Ou seja, se a previsão não for certa pode por em causa toda a cadeia, pois pode fazer com que exista *stock* de produto acabado e de matéria prima desnecessário que por sua vez acarreta custos e também os recursos máquinas e mão de obra são mal utilizados. Por outro lado, pode levar *stock* insuficiente para responder à procura que faz com que os clientes fiquem insatisfeitos.

Segundo José Crespo de Carvalho no futuro prever a procura corretamente não se tratará apenas de saber o que produzir, armazenar, deslocar e distribuir, mas também terá cada vez mais uma maior importância em saber o que recolher para reciclar, reutilizar ou dismantelar (Crespo de Carvalho, 2010).

A previsão da procura é, portanto um processo bastante crítico e difícil devido à envolvente do mercado que aumenta a pressão do ciclo de vida dos produtos e que faz também aumentar a competitividade (Szoza and Wojciechowska, 2011). A verdade é que o mercado está cada vez

mais volátil e incerto, isto porque as preferências, preços, hábitos, e até novas investigações oscilam de uma forma muito irregular e repentina, o que faz com que a gestão da procura tenha de ser mais reativa para conseguir responder.

Com o avanço dos estudos dedicados a esta vertente da logística, já se conclui que uma empresa detentora de uma boa gestão da procura consegue ganhar uma vantagem competitiva perante os seus concorrentes. Um bom planeamento da procura pode melhorar significativamente as previsões principalmente quando existe um aumento de clientes, mercados que se atuam e produtos (Szozda and Wojciechowska, 2011). Algumas das mais valias da qualidade do planeamento da procura são:

- Melhoramento do nível de serviços;
- Menor nível de *stocks* e consequentemente redução de custos;
- Melhoria das compras e *procurement* na medida em que se sabe mais concretamente a quantidade que se deve encomendar de matéria prima e também melhora a relação com os fornecedores;
- Utilização mais eficiente dos ativos da produção.

Segundo Makridakis, Spyros G. Wheelwright e Hyndman (1997) existem algumas áreas em que a previsão da procura tem um papel muito importante, tais como:

- *Scheduling*: Uso eficiente de os recursos necessários no agendamento de produção, transporte, monetário, pessoal. Previsões da procura de produto, material, trabalho, financiamento ou serviço são inputs essenciais para o *scheduling*;
- Aquisição de recursos: o lead time para adquirir as matérias primas, contratar pessoal ou comprar maquinaria e equipamentos pode variar entre alguns dias a anos. A previsão é importante para determinar pedidos de futuros recursos;
- Determinar os requisitos dos recursos: as organizações têm de decidir quais são os recursos que necessitam. Estas decisões dependem das oportunidades do mercado, fatores ambientais e desenvolvimento interno financeiro, humano, de produtos e recursos tecnológicos. A previsão fará com que com base nas previsões se tome decisões.

Segundo José cresso é bastante importante perceber qual o tipo de cadeia que a empresa possui, isto é, perceber se se trata de um sistema *Pull* ou *Push*. No sistema *push* a produção é “empurrada”, ou seja, o fluxo produtivo é realizado sem que tenha havido um pedido formal por parte dos clientes, mas sim com base em previsões do que se necessitará no futuro. Já o sistema *pull* é feito com base em inputs do mercado, ordens de encomenda (Cresso de Carvalho, 2010).

A figura seguinte demonstra o funcionamento de uma cadeia de abastecimentos nos dois regimes *pull* e *push*.



Figura 2-1 Funcionamento Cadeia de Abastecimento

A partir da Figura 2-1 pode-se perceber que numa cadeia é mais comum que até ao ponto de desacoplamento, ponto de armazenamento, o sistema ser *push* e só na parte a jusante é que se rege mais pelo sistema *pull*. Quando uma cadeia é estritamente *push*, isto é, o fluxo desde o início até ao seu final é *push*, a previsão da procura torna-se um fator importante no funcionamento desta pois a antecipação é fundamental para saber o que produzir e onde e quando deve estar o produto (Crespo de Carvalho, 2010).

Por outro lado, quando a cadeia é estritamente *pull* a previsão da procura é mais agregada em termos de mercado e produto, uma vez que se produz quando o cliente necessita. Neste caso a previsão tem um papel crucial no dimensionamento de linhas de produção e particularmente no dimensionamento dos transportes, centros de distribuição e plataformas de *cross docking* (Crespo de Carvalho, 2010).

Dependendo do tipo de negócio numa organização as previsões podem ser a curto, médio e longo prazo (Barroso, 2018; Hyndman and Athanasopoulos, 2018).

- Curto prazo: de 1 ano; normalmente, até 3 meses, por exemplo a afetação de RH;
- Médio prazo: 3 meses a 3 anos, por exemplo, vendas, planeamento da produção;
- Longo prazo: mais de 3 anos, por exemplo, planeamento de novos produtos, localização.

2.4 Métodos de Previsão

Os objetivos mais importantes do estudo da previsão são garantir o nível de serviço e a eficiência e eficácia do processo logístico. Para dar resposta a estes dois pontos descritos anteriormente é determinante a escolha do método de previsão utilizado, visto que este tem de se adaptar ao tipo de produto e ao mercado em que este se insere (Syntetos, Zied Babai and Gardner, 2015).

Um método de previsão é um procedimento para calcular previsões a partir de dados do presente e do passado com recurso a ferramentas computacionais. Pode ter como base apenas uma regra algorítmica e não precisa de depender de um modelo de probabilidade subjacente. Por outro lado, pode surgir da identificação de um modelo específico adaptado aos dados fornecidos com intuito de localizar as condições ideais para prever. É muito importante que não se confundam os dois conceitos "método" e "modelo" (Chatfield, 2000).

Existem dois tipos de métodos de previsão os qualitativos e os quantitativos. Os métodos qualitativos são usados habitualmente em produtos novos em que não se possuem muitos dados históricos. As informações necessárias neste tipo de técnica são obtidas através de conhecimento de especialistas a partir da intuição e experiência (Werner, 2004). Alguns dos métodos qualitativos mais conhecidos são (Barroso, 2018;Shim, 2000)

- Juri de Opinião: Baseia-se na opinião de profissionais de diversas áreas onde se efetua um *brainstorming*. É um método bastante simples, no entanto apresenta uma desvantagem devido ao facto de as opiniões puderem ser influenciadas pelos elementos do grupo;
- Força das Vendas: cada *Key account* estima as vendas dos seus clientes, por norma tende a ser uma previsão otimista e não tem em conta algumas variáveis de carácter económico. É uma técnica bastante simples e a sua interpretação é fácil;
- Método Delphi: trata-se de um processo iterativo que tem como base questionários e entrevistas a um grupo de pessoas previamente definido, neste processo as questões são efetuadas individualmente, logo o resultado já não corre o risco de estar influenciado. É um método mais adequado a situações de longo prazo e em que os dados históricos são escassos. Esta técnica é algo que pode levar algum tempo até ao resultado final;
- Pesquisa de Mercado: baseia-se na relação com os clientes, isto é, nos planos de compra dos clientes. A forma de como chegam aos clientes pode ser feita de diversas maneiras tais como, contacto telefónico.

Já os métodos quantitativos são usados para produtos existentes que apresentam uma situação estável no mercado. Estes métodos envolvem dados históricos quantificados (dados secundários)

que estão normalmente sob a forma de séries cronológicas e envolvem técnicas matemáticas. (Werner, 2004). A previsão quantitativa pode ser aplicada quando a informação do passado é conhecida e está disponível, quando essa informação pode ser quantificada na forma de dados numéricos e por fim quando se assume que os padrões do passado se irão manter no futuro (Makridakis, Spyros G. Wheelwright and Hyndman, 1997). Caso estas condições sejam satisfeitas podem ser aplicados distintos algoritmos e modelos matemáticos, podendo ser classificados em dois grupos:

- Univariados: também conhecidos por modelos de séries cronológicas. Estes modelos regem-se a partir de padrões passados para prever os valores futuros, isto é, dependem apenas de uma variável explicativa, o tempo. Este modelos incluem médias móveis, alisamento exponencial, regressão linear e não linear, decomposição clássica e modelo ARIMA (Box, Jenkins and Reinsel, 1994)
- Multivariados: Denominados como modelos casuais ou econométricos. Estes modelos fazem projeções do futuro modelando relações entre várias séries. Por exemplo, a venda de mobílias vai ser prevista com base na relação dos indicadores económicos tais como a renda pessoal, o número de novos casamentos e o número de casas novas. Estas variáveis externas são denominadas como preditivas ou independentes e a variável vendas de mobília refere-se a uma variável prevista e dependente. Alguns exemplos são a regressão múltipla, os econométricos ou as redes neuronais. (DeLurgio, 1998)

Quando o custo e a precisão das previsões de curto e médio prazo são importantes os modelos univariados são na maioria das vezes os que têm o custo mais eficaz. No geral o desenvolvimento de modelos multivariados é mais dispendioso que os univariados. Os custos adicionais destes modelos resultam das informações externas necessárias e do tempo de análise. No entanto, a disponibilidade de softwares de computadores baratos tornou essa metodologia muito mais económica (DeLurgio, 1998).

Os métodos qualitativos são aqueles que são mais usados pelas empresas para estabelecer a previsão da procura (Mentzer and Cox, 1997). Considera-se que estes métodos apresentam um grau de precisão baixo, no entanto cada vez mais as empresas estão a mudar o paradigma que era associado aos métodos qualitativos e sentem a necessidade de fazer uma combinação dos dois métodos para alcançarem resultados mais precisos.

É de extrema importância entender que as empresas de retalho são empresas que sofrem flutuações a nível da procura, isto é, variam com a altura do dia, com a semana, mês e até com a altura do ano (Ehrental, Honhon and Van Woensel, 2014). O facto de a procura sofrer flutuações ao longo

do tempo está sempre associado um elevado risco quando se efetua a estimativa da previsão da procura, o que poderá implicar que o stock não seja escoado na sua totalidade e se torne obsoleto ou então que este não seja suficiente para responder ao mercado (Syntetos, Zied Babai and Gardner, 2015).

Com isto conclui-se que a maior dificuldade de uma empresa de retalho a nível de inventário é combinar o reabastecimento de stock com a procura, visto que muitas vezes as previsões estimadas não correspondem à procura real (Ehrental, Honhon and Van Woensel, 2014) Assim torna-se bastante importante numa empresa que a procura seja prevista com o maior cuidado e que o estudo desta área esteja em constante melhoria.

2.5 Metodologia de Implementação de Modelos de Previsão

O processo de previsão pode ser relativamente simples ou pode ser bastante complexo, dependente da situação que se estuda e da maioria dos esforços deste processo se são estatísticos e matemáticos (DeLurgio, 1998). O processo é composto por uma série de atividades que por sua vez transformam um ou mais input(s) em um ou mais output(s) (Montgomery, Jennings and Kulahci, 2008).

Segundo Makridakis, Spyros G. Wheelwright e Hyndman (1997) o reconhecimento de que os modelos de previsão modelam os dados gerados por eventos históricos leva à identificação de 5 passos no processo de previsão , i) definição do problema, ii) recolha dos dados e tratamento dos dados, iii) análise dos dados, iv) seleção e ajuste do(s) modelo(s), v) validação do(s) modelo(s) Já os autores Hanke e Wichern (2008), Hyndman e Athanasopoulos (2018) e Montgomery, Jennings e Kulahci (2008) acrescentam mais dois passos finais, vi) previsão e vii) monitorização do desempenho do modelo de previsão.

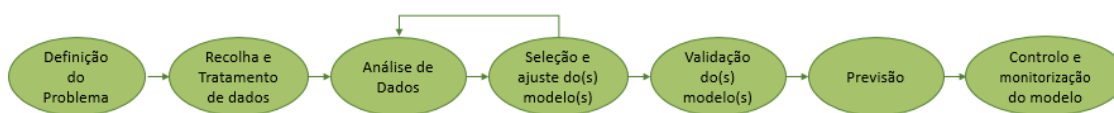


Figura 2-2 Processo Previsão da Procura

Definição do problema

Esta etapa envolve a compreensão de como a previsão irá ser usada, o que requiere e como a função de previsão adapta-se à organização. Inicialmente vale a pena gastar algum tempo a falar com as pessoas que estão envolvidas na recolha de dados e que estão a atualizar bases de dados (Makridakis, Spyros G. Wheelwright and Hyndman, 1997). Há um pressuposto que tem de ficar

bem claro logo desde o início que é saber qual o tipo de variáveis que se vai utilizar para prever as vendas, ou seja, se se vai usar dados de vendas ou da procura. A maioria das empresas usa as vendas históricas para o cálculo das previsões, ignorando assim, a procura, isto é, as vendas efetivas menos as vendas perdidas, sendo estas aquelas que a empresa não teve capacidade para responder (Moon *et al.*, 1998). Algumas questões devem ser esclarecidas no início deste processo, tais como: i) qual a forma pretendida da previsão (previsões mensais, anuais, semanais?), ii) qual o horizonte de previsão, iii) qual a frequência com que as previsões devem ser revistas (intervalo) e iv) qual a precisão da previsão, a fim de se tomar boas decisões no negócio (Montgomery, Jennings and Kulahci, 2008).

Recolha e tratamento de dados

Após estarem definidos todos os pressupostos e variáveis para o problema em questão procede-se à recolha e manipulação dos dados. Este passo consiste em obter o histórico relevante para a(s) variável(s) a ser(em) prevista(s). Tal como referido anteriormente, na secção 2.5, existem dois tipos de informação disponíveis, dados quantitativos (normalmente numéricos), isto é, vendas históricas e dados qualitativos (como opiniões de especialistas) este tipo de dados é essencial uma vez que vêm dar suporte ao que o sistema prevê. Os dados são importantes e por isso ambos devem ser recolhidos. É de notar que nesta etapa é relevante perceber quais dados são adequados para o processo pois nem toda a informação histórica é relevante para as variáveis que se estão a analisar uma vez que as informações mudam com o tempo e nem todos os dados históricos serão úteis para o problema atual (Montgomery, Jennings and Kulahci, 2008). O que se pretende é que os dados sejam o mais rigorosos e fiáveis possíveis.

Análise de Dados

Neste passo pretende-se perceber o que é que os dados retratam, isto é, entender o seu comportamento para posteriormente selecionar-se o modelo mais adequado aos dados em questão. Numa primeira análise começa-se por analisar os dados em termos visuais, isto é, analisar os comportamentos das séries. De seguida efetua-se uma análise em termos estatísticos (média, desvio padrão, mínimo, máximo, percentis). O objetivo desta análise preliminar de dados é perceber os dados e ter uma noção de quão fortes são os padrões subjacentes, como tendência, sazonalidade e ciclicidade através de métodos estatísticos. Estas informações geralmente são o ponto de partida para a escolha dos métodos e modelos de previsão quantitativa a explorar.

Análise Preliminar

Segundo Chen e Liu (1993), por vezes os dados das séries cronológicas são influenciados por eventos não usuais e não repetitivos, os *outliers*. A este respeito é necessário identificar onde se encontram e de que tipo são os *outliers* (Chen and Liu, 1993). Distinguem-se 2 tipos principais de *outliers*, “*gross errors*” os erros brutos, conhecidos como observações defeituosas, estes estão associados a erros de processamento, como por exemplo, de medição, gravação e digitalização. Este tipo de erro deve ser corrigido mal seja detetado. Por outro lado existem os “verdadeiros” *outliers* e na sua origem podem estar o lançamento de promoções, mudanças na concorrência global, feriados e eventos sociais, políticos ou naturais (Tolvi, 1998)

Análise do Comportamento Temporal de uma Série

A série temporal é uma sequência de observações ordenada ao longo do tempo, por norma segundo intervalos de tempo iguais, como por exemplo, as vendas mensais de uma empresa (Chatfield, 2000; Wei, 2006). Existem várias razões que levam ao estudo das séries cronológicas tais como, perceber e descrever o que gera mecanismo, a previsão de valores futuros e um controlo ótimo do sistema. A natureza intrínseca das séries temporais faz com que as observações sejam dependentes e correlacionadas e a ordem das observações seja importante (Wei, 2006). Quando se ilustra séries temporais a partir de um gráfico de pontos este permite conhecer os padrões frequentes.

Seleção e ajuste do(s) modelo(s)

Esta etapa consiste em escolher um ou mais modelos de previsão ajustando-os aos padrões de dados estudados no passo anterior. No(s) modelo(s) é necessário estimar um ou mais parâmetros e tal sucede-se a partir da minimização do erro associado à previsão, usualmente, pelo método dos mínimos quadrados (Montgomery, Jennings and Kulahci, 2008).

Como referido anteriormente na secção 2,5 existem dois tipos de métodos que se podem usar, os qualitativos e os quantitativos. Segundo Shim o humano possui conhecimento que os dados quantitativos não conseguem disponibilizar, no entanto, alguns estudos vieram comprovar que os métodos quantitativos são mais precisos. Isto acontece porque por norma o ser humano tem tendência de ser otimistas e de subestimar a incerteza do futuro (Shim, 2009)

De forma a que as previsões correspondam da melhor forma à realidade devem ser utilizadas estas duas técnicas (Pellegrini, 2000).

Na seleção do modelo é necessário ter em consideração as principais características deste e apurar aquele que mais se adequa ao que é pretendido (Costa, 2016). Características tais como as suas propriedades, precisões e custo. Para além das vantagens que um modelo detém para prever a procura é crucial ter em conta o custo que este processo acarreta, como exemplo, capital de investimento de um software, bem como, a mão-de-obra que advém (Armstrong, 2002). Segundo Chambers, Mullick e Smith (1971) tal como se demonstra na Figura 2-3 o custo e a precisão aumentam quando se trata de modelos de previsões mais sofisticados.

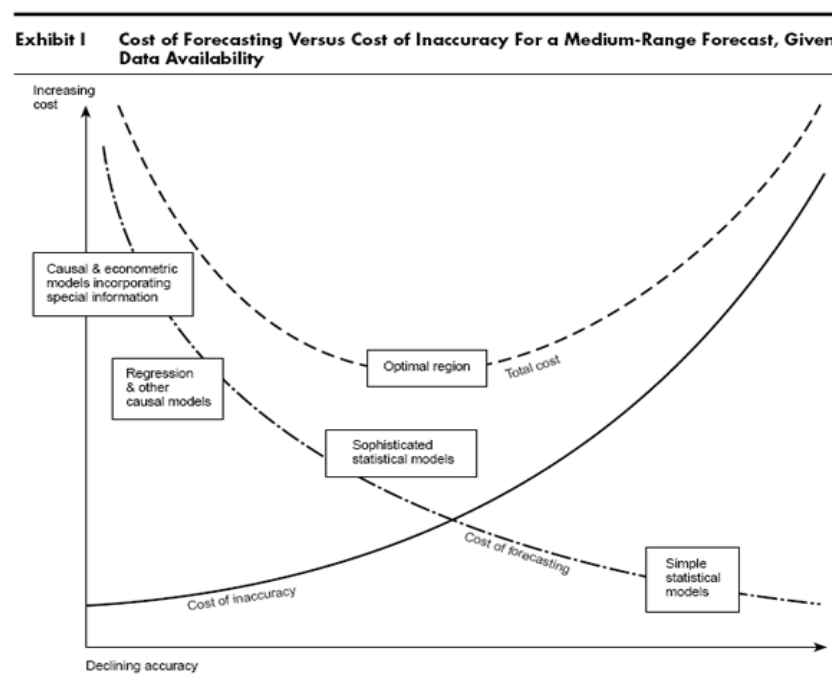


Figura 2-3 Custo de Imprecisão vs Custo do Método de Previsão

Anteriormente à tomada da decisão da metodologia utilizada deve ser realizado um *trade-off* entre o custo benefício, escolhendo aquele que se situa com uma maior proximidade da região ótima (Feliciano, 2009). Segundo (Armstrong, 2002) é importante também na seleção de um modelo ponderar outras variáveis para além do custo e precisão, tais como, o tempo necessário à execução, a complexidade e a usabilidade por parte dos utilizadores.

Validação do(s) modelo(s)

Uma vez que o modelo foi escolhido e os seus parâmetros estimados, é necessário realizar uma avaliação ao modelo de previsão selecionado, de forma a determinar como este desempenha a sua performance (Makridakis, Spyros G. Wheelwright and Hyndman, 1997) Esta etapa pretende examinar qual será a magnitude dos erros de previsão aquando o modelo prevê novos dados. É de notar que os erros de ajuste serão sempre menores que os erros de previsão.

Um método amplamente usado para validar um modelo de previsão é a realização de uma divisão de dados, em dois segmentos: um de ajuste e outro de previsão. O modelo é ajustado apenas ao segmento de dados de ajuste e, em seguida, as previsões desse modelo são simuladas para as observações no segmento de previsão. Este mecanismo dá a conhecer como será a execução do modelo de previsão quando exposto a novos dados e pode ser uma abordagem valiosa para discriminar os diferentes modelos de previsão e perceber se será o mais adequado (Montgomery, Jennings and Kulahci, 2008).

Previsão

Após o cumprimento correto dos passos anteriores este passo tem como objetivo a implementação do modelo e a atividade de gerar as previsões. É de extrema importância ter em conta que gerar previsões a partir de um modelo tem de ser algo rotineiro. Deve-se garantir a manutenção do modelo e também que as fontes de dados e outras informações necessárias continuarão disponíveis.

Monitorização do desempenho do modelo de previsão

Após o modelo de previsão estar desenvolvido e implementado esta última fase é muito importante pois é aquilo que permite medir o grau de incerteza associado ao modelo aplicado ao longo do tempo. É uma atividade que deve ser contínua para garantir que o modelo continua a ter o desempenho desejável (Montgomery, Jennings and Kulahci, 2008; Cardoso, 2015). O tempo é algo que pode provocar alterações na performance do modelo, isto é, o desempenho de um modelo pode deteriorar-se ao longo do tempo. Esta deterioração é algo que se determina com base nos erros associados à previsão, maiores e mais sistemáticos erros. A monitorização dos modelos permite ter uma resposta mais rápida às alterações que acontecem. As cartas de controlo para os erros de previsão são uma ferramenta simples e eficaz para monitorizar frequentemente o desempenho do modelo utilizado na previsão (Montgomery, Jennings and Kulahci, 2008).

2.6 Séries cronológicas

Tal como já foi definido anteriormente, a série cronológica é constituída por um conjunto de dados históricos e, para entender o comportamento desta, recorre-se a gráficos, pois são a forma mais eficaz de identificar todos os acontecimentos. Os gráficos de pontos são os gráficos mais indicados para esta análise, pois revelam se existe tendência, algum comportamento de sazonalidade regular e outras características similares (Makridakis, Spyros G. Wheelwright and Hyndman, 1997).

Assim, a partir da interpretação de uma série, é possível visualizar quatro tipos de padrões mais comuns: i) aleatoriedade, ii) sazonalidade, iii) ciclicidade e iv) tendência. De acordo com vários autores (Makridakis, Spyros G. Wheelwright and Hyndman, 1997; DeLurgio, 1998; Chatfield, 2000), as séries podem apresentar vários tipos de padrões diferentes que são definidos da seguinte forma:

- i) **Aleatoriedade:** é uma série de movimentos curtos e erráticos que não seguem um padrão regular. É causada por eventos imprevisíveis no sistema, pelo comportamento imprevisível das pessoas que interagem com o sistema, entre outros.
- ii) **Sazonalidade:** também conhecida por um padrão periódico. Este padrão resulta de eventos periódicos e recorrentes, onde se observam valores elevados ou quebras em períodos homólogos. A sazonalidade pode verificar-se em diferentes formas: dias da semana, meses, trimestres ou estações do ano, no entanto não implica que os valores de um pico para o seguinte sejam os mesmos. Os fatores influenciadores da sazonalidade são, por exemplo, o clima, os hábitos humanos, férias, promoções recorrentes, anúncio de novos produtos, entre outros. As vendas de gelados e bebidas refrescantes são exemplos de um produto sazonal que tem sempre um aumento de vendas no verão.
- iii) **Ciclicidade:** Existe quando os dados demonstram comportamentos ascendentes e descendentes em períodos não regulares (aleatórios), tal acontece devido a flutuações económicas (recessão e expansão), associadas ao ciclo de negócio em causa. A grande diferença entre sazonalidade e ciclicidade é que o primeiro é de comprimento constante e repete-se numa base periódica regular, enquanto o segundo varia em comprimento. Além disso, o comprimento médio de um ciclo é geralmente mais longo do que o da sazonalidade e a magnitude de um ciclo é, geralmente, mais variável do que a da sazonalidade.
- iv) **Tendência:** existe quando num longo período de tempo (sete meses ou mais) há uma persistência de comportamento positivo ou negativo nos dados. Por vezes, nas séries cronológicas, podem existir valores que não estão de acordo com a maioria das observações e, por sua vez, adulteram a análise do comportamento das séries. Tal facto deve-se a eventos incomuns, perturbações ou erros. No entanto estes dados podem ser denominados como *outliers*.

2.6.1 Tratamento de Dados de uma Série

Segundo Chatfield, e tal como foi mencionado na secção 2.6, a examinação dos dados inicial é bastante importante, pois é onde se avalia a qualidade dos dados e onde se considera a modificação

de erros que existam. Esta análise geralmente é denominada como “limpeza de dados” ou edição de dados. A limpeza de dados pode incluir a modificação de *outliers*, a identificação e correção de erros óbvios e o preenchimento (ou imputação) de qualquer observação ausente. Na análise de séries temporais, a construção de um gráfico de tempo para cada variável deve revelar qualquer estranheza como *outliers* e descontinuidades/valores em falta (Chatfield, 2000)

Descontinuidades/valores em falta

Os valores em falta fazem parte de quase todas as pesquisas e é necessário tomar uma decisão de como lidar com estes. Existem algumas formas para a estimação dos valores em causa (Kaliyaperumal, Kuppusamy and Gounder, 2015).

- **Média da série:** Repor os valores em falta com o valor da média de toda a série.
- **Média de pontos próximos:** repor valores em falta através da média dos valores mais próximos, onde o intervalo de pontos próximos é o número de valores válidos acima e abaixo do valor em falta usado para calcular a média.

Deteção de outliers

O grande objetivo da deteção de *outliers* é determinar os dados incomuns, isto é, os dados cujo comportamento é bastante distinto comparativamente aos restantes dados. Esta análise permite a um gestor melhorar a qualidade do serviço. Apesar da análise de diagramas de dispersão (*box-plot*) ser a abordagem mais comum para a deteção destes pontos, esta não é a mais eficaz (Kaya, 2010). O método do *box-plot* é baseado na identificação gráfica de valores que não estão conforme o padrão. É um procedimento bastante atrativo devido à sua simplicidade, mas também por não usar os potenciais valores extremos para calcular a medida de dispersão. Os limites interiores e exteriores são definidos por quartis, logo não são afetados por alguns valores extremos, pois tal afetação poderia levar à não deteção de alguns *outliers* (Schwertman, Owens and Adnan, 2004).

Apesar de ser um pouco mais trabalhoso, segundo DeLurgio (1998), também se pode recorrer a testes estatísticos para a deteção de *outliers*. Este método tem como objetivo medir cada observação como um desvio padronizado da sua média. Considerando que os valores seguem, aproximadamente, uma distribuição normal sem sazonalidade ou tendência definidas, as observações reais não se devem desviar muito da média, podendo efetuar-se um teste Z para detetar *outliers*:

$$Z = \frac{x - \bar{x}}{\sigma} \quad (2.1)$$

Consegue-se então inferir que uma observação é um *outlier* quando o valor de z excede o valor tabelado. Para a distribuição normal, cerca de 95,45% dos valores estão dentro do intervalo de 2 desvios-padrão, para serem aproximadamente 99,73% devem estar compreendidas entre 3 desvios-padrão, ambas as opções são utilizadas para detetar os *outliers*.

Usar apenas o teste normal não é suficiente para detetar *outliers* em séries sazonais. Quando se está perante dados que possuem sazonalidade ou tendência o processo é um pouco mais complexo. Neste caso recorre-se às diferenças sazonais para determinar os *outliers*.

$$\text{Diferença Sazonal}_k = \text{Valor Real}_z - \text{Valor Real}_{z-k} \quad (2.2)$$

Posteriormente ao cálculo das diferenças sazonais, normalizam-se os valores utilizando mais uma vez a equação 2.1, para tal é necessário calcular a média e desvio-padrão das diferenças sazonais.

2.6.2 Função de Autocorrelação (FAC)

A função de autocorrelação é uma das ferramentas de medição estatística mais frequente para identificar padrões como a tendência, a sazonalidade, entre outras (DeLurgio, 1998). Uma autocorrelação, tal como o próprio nome indica, é um tipo de correlação para medir se os valores de uma série cronológica estão relacionados com os próprio valores passados (Albright, Winston and Zappe, 2004). Isto é, a autocorrelação mede a associação entre dois conjuntos de observações de uma série separados por um *lag*, sendo que este *lag* pode ser desfasado por dois, três, ou mais períodos (Makridakis, Spyros G. Wheelwright and Hyndman, 1997; DeLurgio, 1998).

Segundo vários autores como Makridakis, Spyros G. Wheelwright e Hyndman (1997), DeLurgio (1998) e Chatfield (2000) uma série cronológica é constituída por $\{Y_1, Y_2, \dots, Y_N\}$, o coeficiente de autocorrelação para uma amostra com um desfasamento temporal de k (*lag k*) calcula-se, por norma, através da equação (2.3).

$$ACF_{(K)} = \frac{\sum_{t=1+k}^n (Y_t - \bar{Y}) * (Y_{t-k} - \bar{Y})}{\sum_{t=1}^n (Y_t - \bar{Y})^2} \quad (2.3)$$

É importante assinalar que para estimar o $ACF(k)$ são necessárias, no mínimo, 50 observações, onde o k não deve ser maior que $n/4$ (DeLurgio, 1998). Como referido anteriormente, a função de autocorrelação vem auxiliar no sentido de entender o comportamento da série para, posteriormente, perceber qual o modelo mais adequado à serie (Kaliyaperumal, Kuppusamy and Gounder, 2015). A presença de sazonalidade ou tendência numa série pode apresentar um padrão conforme as figuras 2.4 e 2.5.

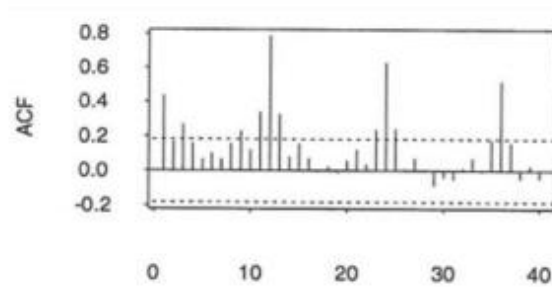


Figura 2-4: FAC- Sazonalidade

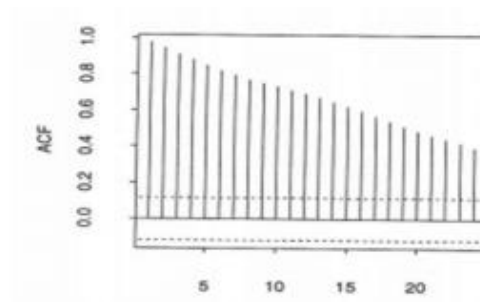


Figura 2-5: FAC - Tendência

Teste estatístico para FAC

Quando os dados não possuem qualquer correlação, espera-se que os coeficientes de correlação sejam próximos de zero. Todos os coeficientes de autocorrelação de séries de números aleatórios devem ser nulos. No entanto, a autocorrelação de amostras finitas pode não ser exatamente zero (Makridakis, Spyros G. Wheelwright and Hyndman, 1997). Segundo Bartlett, os coeficientes de autocorrelação com ruído branco seguem uma distribuição que pode ser aproximada a uma curva normal com média igual a zero e desvio padrão igual a $\frac{1}{\sqrt{n}}$, em que n é o número de observações (Box, Jenkins and Reinsel, 1994)

Com esta informação é possível desenvolver testes de hipótese com o *t-student* e o *F-fisher* (Makridakis, Spyros G. Wheelwright and Hyndman, 1997). Os testes pretendem testar o coeficiente de autocorrelação da população em que se testam duas hipótese, i) hipótese nula H_0 : *As variáveis não estão associadas* e ii) hipótese alternativa H_1 : *As variáveis estão associadas*. A equação (2.4) demonstra a estatística teste *t-student* (DeLurgio, 1998).

$$t = \frac{ACF(k)}{Se_{ACF}} \quad (2.4)$$

$$Se_{ACF(k)} = \frac{1}{\sqrt{n}} \text{ se } k = 1 \quad Se_{ACF(k)} = \frac{1}{\sqrt{n}} \text{ se } k > 1 \quad (2.5)$$

$Se_{ACF(k)}$: Desvio padrão do erro de ACF

Se o $|t_{calc}| \leq t_t$ então rejeita-se H_0 caso contrário não se rejeita H_0 .

2.6.3 Coeficiente de Correlação de Pearson

Em muitas situações é bastante importante medir a associação que duas ou mais variáveis têm entre si. Uma das ferramentas, a mais útil para esta medição, é o coeficiente de correlação designado por r_{xy} . O coeficiente de correlação, também denominado por coeficiente de correlação de *Pearson*, mede a proporção da covariância de X e Y pelo produto do desvio padrão correspondente. Os valores variam entre -1 e +1, sendo que o -1 apresenta uma relação negativa perfeita, o 0 não existe relação e o +1 representa uma relação positiva perfeita. O coeficiente de correlação de *Pearson* é dado pela equação (2.6).

$$r_{xy} = \frac{COV(X, Y)}{S_x S_y} = \frac{\sum (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\sum (X_i - \bar{X})^2} \sqrt{\sum (Y_i - \bar{Y})^2}} \quad (2.6)$$

Sendo $S_x = \sqrt{\frac{\sum (X_i - \bar{X})^2}{n-1}}$, desvio padrão da amostra X, $S_y = \sqrt{\frac{\sum (Y_i - \bar{Y})^2}{n-1}}$, desvio padrão da amostra Y e $COV(X, Y) = \frac{\sum (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{n-1}$, covariância entre X e Y. O n é o número de observações e i a observação no período i (Makridakis, Spyros G. Wheelwright and Hyndman, 1997; DeLurgio, 1998; Albright, Winston and Zappe, 2004).

Os fatores mais importantes que influenciam a magnitude do coeficiente de correlação são o tamanho da amostra e o coeficiente de correlação da população, ρ . Para testar se o coeficiente de correlação é significativo recorre-se então ao seguinte teste de hipótese em relação ao coeficiente de correlação da população, ρ , com base no coeficiente de correlação da amostra, r_{xy} (Ogus, Yazici and Gurbuz, 2007).

H_0 : As variáveis não estão associadas, $H_0: \rho = 0$

H_1 : As variáveis estão associadas $H_1: \rho \neq 0$

Estatística teste t:

$$t_{calculado} = \frac{r_{xy}\sqrt{n-2}}{\sqrt{1-r_{xy}^2}} \quad (2.7)$$

Se o $|t_{calc}| \leq t_t$ com $n-2$ graus de liberdade e um determinado nível de significância, α , então infere-se que não existe relação entre X e Y, ou seja, aceita-se H_0 e rejeita-se H_1 , caso aconteça o contrário $|t_{calc}| \geq t_t$ rejeita-se H_0 . Se para um certo nível de significância, α , a hipótese nula for rejeitada, pode-se concluir que existe uma relação significativa entre as duas variáveis (DeLurgio, 1998).

2.7 Medidas de Desempenho na Previsão

Num ambiente empresarial dinâmico e com concorrência elevada, é de extrema importância que todas as organizações possuam um sistema de controlo que forneça informações necessárias de forma eficiente e eficaz para alicerçar a tomada de decisões. Torna-se indispensável numa organização o desenvolvimento de sistemas de medição e avaliação de desempenho adequados a cada organização (Benetti *et al.*, 2008). A medição de desempenho pode ser definida como um processo de quantificação de eficiência e eficácia de uma ação (DeLurgio, 1998).

2.7.1 Medidas Estatísticas

Segundo Albright, Winston & Zappe (2004) é fundamental medir-se a precisão de um modelo para verificar se este se ajusta aos dados da série cronológica estudada e também para avaliar a qualidade da previsão. Dentro de vários modelos de previsão em estudo, considera-se que um bom modelo de previsão é aquele que apresenta resultados mais precisos e, por isso mesmo, é necessário medir esta precisão (Chatfield, 2000). Segundo Cardoso (2015), a precisão das previsões deve ser medida segundo duas vertentes:

- **Enviesamento:** corresponde à sobre ou subestimação persistente das previsões em relação ao valor real. Quando o modelo utilizado não é adequado à série em questão o enviesamento é alto nos resultados.
- **Variação:** esta componente tem como objetivo identificar a dispersão dos resultados obtidos, ou seja, das previsões calculadas. Contrariamente ao enviesamento, esta componente não está relacionada com o método escolhido, mas sim com os dados em si. Uma grande variância nos resultados pode advir da existência de aleatoriedade nos dados, impossível de prever.

É importante entender as diferentes origens do erro que se refletem no enviesamento e na variação para adotar os modelos que melhor se adequam aos dados históricos da série, que por sua vez levam a dados mais precisos.

A precisão da previsão resulta da diferença entre as previsões (P_t) e as vendas reais (V_t) correspondentes, que pode ser medido para cada período (t), equação (2.8). Para melhorar a precisão da previsão, é necessária a medição e análise de erros (Bowersox, Closs and Cooper, 2002).

$$e_t = P_t - V_t \quad (2.8)$$

Se e_t for negativo, indica que se está a prever um valor inferior ao realmente vendido. Já se e_t for positivo, significa que se está a prever um valor superior aquele efetivamente vendido.

Existem várias medições estatísticas que podem ser usadas para medir a performance de um modelo. Alguns dos erros mais usados e mais comuns são o erro médio (EM), o erro absoluto médio (EAM), a raiz do erro quadrático médio (REQM) e o erro percentual absoluto médio (EPAM) (Shim, 2009).

Erros dependentes de escala

A abordagem do erro mais comum é o erro médio (EM), equação (2.9). Esta medida de erro é indicada para medir o enviesamento, pois tem em conta o sinal da diferença entre aquilo que foi vendido e o que foi previsto. É necessário ter em conta que se este erro é zero não significa, obrigatoriamente, que o valor das vendas tenha sido igual ao valor previsto, mas sim que existe uma tendência que pode ocorrer devido aos erros se anularem entre si. Apesar de ser o erro mais comum, não deve ser utilizado unicamente, pois tem algumas debilidades na informação, tal como a dispersão dos dados em análise (Cardoso, 2015).

$$EM = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n e_t \quad (2.9)$$

Já o EAM equação 2.10) tem em conta a magnitude, uma vez que não tem em conta o sinal e que consiste na média dos erros absolutos entre as vendas efetuadas e as previsões ($0 \leq EAM \leq +\infty$). Este erro é indicado para a medição da precisão dos dados, as previsões são mais precisas quando o valor de EAM estiver mais próximo de zero. Caso o EAM seja diferente de zero a interpretação dos dados torna-se mais complicada, pois a única coisa que indica é quanto as previsões se afastam em média das vendas em termos absolutos (Makridakis, Spyros G. Wheelwright and Hyndman, 1997; Cardoso, 2015).

$$EAM = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |e_t| \quad (2.10)$$

Outro erro utilizado é o EQM, que consiste na média dos erros quadráticos referentes a cada período. Este tipo de erro assemelha-se ao EAM visto que também não considera o sinal. A grande diferença entre estes erros é que o último utiliza a função quadrática que dá um maior peso aos erros maiores face aos menores. Esta importância pelos erros maiores deve-se ao facto de causarem um maior impacto (Makridakis, 2000). No entanto, esta importância pode não ser a mais adequada, pois podem existir *outliers* e dá-se mais importância a estes, penalizando os erros menores (Cardoso, 2015).

$$EQM = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n e_t^2 \quad (2.11)$$

Muitas vezes este erro é substituído pela raiz do erro quadrático médio (REQM), apresentado na seguinte equação (2.12).

$$REQM = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (e_t)^2} \quad (2.12)$$

Erros percentuais

Por vezes é necessário medir o desempenho de modelos de previsão entre diferentes séries cronológicas e, nesse caso, os erros dependentes de escala não são adequados, visto que comparam diferentes métodos de previsão, mas para a mesma série de dados (Hyndman & Athanasopoulos, 2018). Já os erros percentuais não dependem da escala e, por isso, podem medir o desempenho de modelos de previsão entre diferentes séries cronológicas (Makridakis, Spyros G. Wheelwright & Hyndman, 1997).

O erro percentual mais utilizado é o erro percentual absoluto médio (EPAM), que mede o erro absoluto como percentagem do valor de vendas. Para calcular este erro é necessário definir o erro relativo ou percentual, equação (2.13) (Makridakis, Spyros G. Wheelwright & Hyndman, 1997).

$$ep_t = \frac{P_t - V_t}{V_t} * 100 \quad (2.13)$$

$$EPAM = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |ep_t| \quad (2.14)$$

2.7.2 Critério de Seleção dos Modelos

Como referido anteriormente, a decisão de optar por um certo modelo parte da identificação do menor erro associado a cada modelo (Hanke and Wichern, 2008). Este processo implica seleccionar o modelo que mais se assemelha à realidade (Abraham & Ledolter, 1983).

Segundo Abraham e Ledolter (1983) o REQM é o critério mais utilizado pois leva a soluções matemáticas mais simples. Para além deste critério estatístico recorre-se também ao coeficiente de determinação, R^2 , demonstrado na equação (2.15) (Montgomery, Jennings & Kulahci, 2008).

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{t=1}^n (e_t)^2}{\sum_{t=1}^n (Y_t - \bar{Y})^2} \quad (2.15)$$

O denominador da equação (2.15) é a soma total dos quadrados das observações (dispersões dos valores reais em relação à média), que é constante, não depende do modelo, mas sim da série de dados. O numerador é apenas a soma residual dos quadrados (EQ) (Montgomery, Jennings and Kulahci, 2008).

Selecionar o modelo que maximiza o R^2 é equivalente a seleccionar o modelo que minimiza o REQM. É de notar que valores elevados de R^2 sugerem que os valores previstos estão em linha com os reais, ou seja, existe um bom ajuste, porque a soma do erro quadrático diminui. Esta diminuição acontece sempre que se adicionam parâmetros a um modelo (Montgomery, Jennings and Kulahci, 2008).

Existem intervalos de valores de R^2 que indicam a capacidade preditiva do modelo. Segundo Pelligrini, se R^2 for inferior a 0,4 ($R^2 < 0,4$), indica que o modelo tem uma capacidade preditiva baixa, por outro lado se R^2 for superior a 0,6 ($R^2 \geq 0,6$) o modelo possui uma capacidade preditiva boa. Já se o R^2 se encontrar entre estes dois valores acima mencionados, 0,4 inclusive, ($0,4 \leq R^2 \leq 0,6$) significa que a capacidade preditiva é mediana (Pellegrini, 2000).

Importa perceber que nem sempre que se selecciona o modelo que apresenta o melhor ajuste aos dados históricos, este irá prever os novos dados da melhor forma (Makridakis, Spyros G. Wheelwright and Hyndman, 1997).

2.8 Modelos de Previsão Quantitativos

2.8.1 Holt-Winters

O modelo *Holt-Winters* é uma extensão realizada por *Winters* (1960) do modelo *Holt*, que inclui uma equação para modelar a sazonalidade, visto que o modelo *Holt* apenas modela a tendência (Shim, 2000 & Armstrong, 2002). Quando uma série apresenta para além da tendência, sazonalidade, o modelo *Holt* é inapropriado e por isso é necessário recorrer ao *Holt-Winters* (Makridakis, Spyros G. Wheelwright and Hyndman, 1997).

O modelo de *Holt-Winters* baseia-se em três constantes de alisamento: uma para o nível, uma para a tendência e outra para a sazonalidade. Existem duas formas distintas de modelar este modelo dependendo se a sazonalidade da série em análise é aditiva ou multiplicativa (Makridakis, Spyros G. Wheelwright and Hyndman, 1997).

Se a série apresentar uma sazonalidade multiplicativa as quatro equações básicas utilizadas no modelo *Holt-Winters* são, respetivamente, as equações (2.16), (2.17), (2.18) e (2.19) (Hyndman *et al.*, 2008).

$$\text{Estimativa do Nível: } L_t = \alpha \frac{Y_t}{S_{t-s}} + (1 - \alpha)(L_{t-1} + T_{t-1}) \quad (2.16)$$

$$\text{Estimativa da tendência: } T_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)T_{t-1} \quad (2.17)$$

$$\text{Estimativa da Sazonalidade: } S_t = \gamma \frac{Y_t}{L_t} + (1 - \gamma)S_{t-s} \quad (2.18)$$

$$\text{Previsão: } P_{t+p} = (L_t + pT_t)S_{t-s+p} \quad (2.19)$$

Onde s é o comprimento da sazonalidade (por exemplo, o número de meses ou quadrimestres de um ano), L_t representa o nível estimado da série para o período t , α é a constante de alisamento para o nível, Y_t é o valor atual no período t , β a constante de alisamento para a estimativa da tendência, T_t é a estimativa da tendência no período t , γ é a constante de alisamento para estimar a sazonalidade; S_t representa o valor sazonal no período t , p é o comprimento do horizonte que se pretende prever e P_{t+p} é o valor previsto para o período $t+p$ (DeLurgio, 1998 & Hyndman *et al.*, 2008).

Para começar o algoritmo são necessários valores iniciais das componentes, do nível (L_t), da tendência (T_t) e sazonalidade S_t . À obtenção destes valores iniciais dá-se o nome de inicialização. Para estimar os valores iniciais do índice de sazonalidade é necessário usar pelo menos um período completo de dados, portanto, inicia-se a tendência e o nível em períodos. O nível é

inicializado tomando a média do primeiro período (Makridakis, Spyros G. Wheelwright and Hyndman, 1997)

$$L_s = \frac{1}{s}(Y_1 + Y_2 + \dots + Y_s) \quad (2.20)$$

É de notar que esta média é em ordem a s e por isso eliminará a sazonalidade dos dados. Na inicialização da tendência é conveniente usar dois períodos sazonais completos, equação (2.21).

$$T_s = \frac{1}{s} \left[\frac{Y_{s+1} - Y_1}{s} + \frac{Y_{s+2} - Y_2}{s} + \dots + \frac{Y_{s+s} - Y_s}{s} \right] \quad (2.21)$$

Por último os índices sazonais são inicializados recorrendo ao rácio entre os primeiros valores de dados para a média do primeiro período sazonal, tal como a equação (2.22).

$$S_1 = \frac{Y_1}{L_s}, S_2 = \frac{Y_2}{L_s}, \dots, S_s = \frac{Y_s}{L_s} \quad (2.22)$$

Por outro lado, se a série apresentar uma sazonalidade aditiva, o que é pouco comum, as quatro equações básicas utilizadas no modelo *Holt-Winters* são, respetivamente, as equações (2.23), (2.24), (2.25) e (2.26) (Hyndman *et al.*, 2008).

$$\text{Estimativa do nível: } L_t = \alpha(Y_t - S_{t-s}) + (1 - \alpha)(L_{t-1} + T_{t-1}) \quad (2.23)$$

$$\text{Estimativa da Tendência: } T_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)T_{t-1} \quad (2.24)$$

$$\text{Estimativa da Sazonalidade: } S_t = \gamma(Y_t - L_t) + (1 - \gamma)S_{t-s} \quad (2.25)$$

$$\text{Previsão: } P_{t+p} = L_t + pT_t + S_{t-s+p} \quad (2.26)$$

A forma de inicializar L_s e T_s é idêntica à do modelo multiplicativo, com exceção na inicialização dos índices sazonais que, em vez do quociente, recorre-se à diferença:

$$S_1 = Y_1 - L_s, S_2 = Y_2 - L_s, \dots, S_s = Y_s - L_s \quad (2.27)$$

Para seleccionar quais as constantes α, β, γ recorre-se à minimização da REQM. A forma mais comum de otimizar estas constantes é através de um algoritmo de otimização (Hanke and Wichern, 2008).

Como todos os modelos, o modelo de *Holt-Winters* apresenta vantagens e desvantagens. Como vantagens o modelo de *Holt-Winters* é poderoso, pois modela tendência, sazonalidade e aleatoriedade, usando o processo de alisamento exponencial eficiente. Os índices sazonais têm

uma interpretação fácil e para além disso estes índices são índices de grupo, isto é, podem ser aplicados a novos produtos ou produtos com baixo volume. Como este é um modelo de suavização exponencial, os parâmetros podem ser atualizados usando algoritmos computacionalmente eficientes. Por último considera-se que as equações de previsão do modelo são facilmente interpretadas e entendidas (DeLurgio, 1998). Este modelo também apresenta algumas debilidades: é um modelo demasiado complexo para séries cronológicas que tenham bem definidas tendências e sazonalidade. Ao determinar os valores ótimos através de simulações computacionais, estas podem despende mais tempo que outros modelos.

2.8.2 Decomposição Clássica

O modelo da decomposição clássica é um dos modelos mais comum de utilização e mais antigo (DeLurgio, 1998). Este modelo é utilizado quando as séries de dados exibem sazonalidade, tendência ou flutuações cíclicas (Shim, 2009).

O modelo tem como objetivo a eliminação da aleatoriedade existente nos dados históricos de uma série de forma que o padrão possa ser reproduzido no futuro e ser utilizado para a realização de previsões (Cardoso, 2015). Este modelo é um modelo de séries temporais, isto é, o modelo só pode ser usado para ajustar os dados da série temporal, seja mensal, trimestral ou anual. Os tipos de dados de séries temporais existentes numa empresa são vendas, lucros, fluxos de caixa, participação de mercado e custos (Shim, 2009).

Segundo Makridakis, Spyros G. Wheelwright e Hyndman, (1997), cada um dos dados de uma série temporal (Y_t) pode ser caracterizado da seguinte forma:

$$Y_t = f(T_t, C_t, S_t, e_t) \quad (2.28)$$

Onde Y_t é o valor real da série cronológica referente ao período t , f representa a função matemática, T_t é a tendência relativa ao período t , C_t representa a influência cíclica relativa ao período t , S_t é a influência sazonal relativa ao período t e e_t é o erro associado ao período t .

Normalmente existem duas formas para a função f , a aditiva e a multiplicativa em que se escolhe aquele que se adapta melhor à série cronológica em estudo (Montgomery, Jennings and Kulahci, 2008).

$$\text{Aditivo: } Y = T + C + S + e \quad (2.29)$$

$$\text{Multiplicativo: } Y = T * C * S * e \quad (2.30)$$

A aplicação deste modelo proporciona um bom conhecimento da série temporal e dos fatores que a influenciam (Cardoso, 2015) e é uma aplicação fácil, pois pode-se recorrer a uma folha de cálculo (Barroso, 2018).

Um inconveniente deste modelo é que assume que os índices sazonais se mantêm constantes ao longo do tempo (Cardoso, 2015) e, por outro lado, se a amostra é pequena é mais difícil decompor a tendência e sazonalidade principalmente quando se recorre à regressão múltipla (Barroso, 2018).

2.9 Análise ABC

Para se proceder ao processo de previsão dos artigos, é necessário haver uma priorização desses mesmos artigos, uma vez que não será necessário analisar todos os produtos individualmente, muitos deles podem ser agregados (Pellegrini & Fogliatto, 2001). Segundo Fernando Oliveira, por vezes os recursos humanos e financeiros são escassos e é necessário orientar estes para os itens com um maior impacto a nível de retorno para a empresa (Oliveira, 2006). Consoante a importância de um artigo para a empresa, pode ser tomada a decisão de ter um maior acompanhamento no processo de previsão.

O método mais conhecido que permite priorizar os artigos para perceber em quais se deve atuar primordialmente é o sistema de classificação ABC. Esta técnica consiste numa categorização de produtos, baseada no princípio de Pareto para perceber a priorização dos artigos (Ravinder & Misra, 2014). A classificação clássica da ABC foi desenvolvida na *General Electric* durante a década de 1950 (Guvenir & Erel, 1998).

No século XVIII, Vilfredo Pareto, estudou a distribuição da riqueza em Milão e percebeu que 20% da população detinha cerca de 80% da riqueza. Esta lógica de que uma pequena percentagem tem a maior importância e de que uma grande percentagem tem uma pequena importância tem sido aplicada em vários contextos e denomina-se Princípio de *Pareto* (Guvenir and Erel, 1998; Chu, Liang and Liao, 2008)

As variáveis utilizadas para classificar os artigos segundo a análise ABC são o volume de vendas e o preço de venda de cada artigo (Krajewski; Ritzman, 2002). Na classificação ABC clássica os itens são organizados em ordem descendente (Guvenir and Erel, 1998). Os produtos em estudo, segundo a classificação ABC, podem ser classificados em três classes: A, B e C. A é a classe que representa 80% do valor para a empresa e cerca de 20% dos produtos vendidos pela empresa. Estes artigos recebem um tratamento mais pormenorizado e geralmente modelam-se individualmente. Artigos classificados como B representam cerca de 15% do valor para a empresa e cerca de 30% dos produtos vendidos. A estes produtos também se prevê a procura individual,

no entanto não são estratificados no processo de previsão e a revisão de previsões é realizada em períodos de tempo maiores. Por fim a classe C contempla 5% do valor para a empresa e cerca de 50% dos produtos faturados pela empresa. O mais apropriado para este grupo de produtos é a previsão da procura agregada (Pellegrini and Fogliatto, 2001).

2.10 Síntese do Capítulo

Este capítulo teve como objetivo sintetizar os principais conceitos relativamente ao tema em estudo e entender o trabalho que foi desenvolvido até então.

Cada vez mais as empresas estão consciencializadas que boas práticas a nível logístico nomeadamente, uma boa gestão da previsão da procura é um fator chave para as empresas alcançarem sucesso. Isto porque, se as empresas calcularem a previsão da procura de uma forma correta vai permitir que os custos de stock sejam reduzidos e por outro lado os clientes estejam satisfeitos.

A revisão de literatura efetuada neste capítulo permitiu identificar os vários tipos de modelos de previsão de forma a posteriormente se selecionar dois que se adequassem ao tipo de produtos estudados nesta dissertação. Neste capítulo também se identificaram as análises que se deveriam fazer para aplicar um modelo de previsão, tal como, análise da sazonalidade através do coeficiente de *Pearson* e a identificação e tratamento de valores nulos e de *outliers*.

3 Caracterização do Caso de Estudo

O presente capítulo tem como objetivo dar a conhecer, de forma breve, a empresa objeto do caso de estudo e, de um modo mais detalhado, o sistema de previsão de vendas atualmente utilizado. Primeiramente é apresentada a história da empresa Sumol + Compal. Posteriormente é descrita a sua organização e as atividades logísticas realizadas, dando ênfase à área de desenvolvimento e controlo da cadeia de abastecimento, onde se insere a gestão da previsão de vendas.

3.1 A Sumol + Compal

A empresa Sumol teve a sua origem na empresa Refrigor. A Refrigor foi fundada em 1945, em Algés, e dedicava-se ao fabrico de gelo, laranjadas e gasosas. Passados 5 anos da sua fundação, a empresa teve um crescimento de volume de negócio com a entrada de um novo sócio, António João Eusébio, uma vez que este detinha um espírito empreendedor e inovador. A empresa começou por comercializar Sumol de laranja, depois inseriu o sabor de ananás e continuou a inovar sempre tanto a nível de sabores como a nível de design das garrafas (Sumol+Compal, 2015).

Em 1952 teve origem a Compal, no Entroncamento. Inicialmente a empresa dedicava-se ao fabrico de conserva de tomate. Passado algum tempo começou a fabricar sumos de fruta, néctares, vegetais em conserva. Após mais alguns anos, com a integração da CUF (Companhia União Fabril), a empresa construiu uma unidade fabril em Almeirim, fábrica que nos dias de hoje continua ativa. A produção dos primeiros sumos começou com o sabor de laranja, mas logo em seguida surgiram os de alperce e pera rocha. Esta empresa esteve sempre associada aos conceitos de modernidade e inovação, tendo dado um grande passo quando instalou a primeira linha de enchimento de Tetra Pack (Compal, 2018).

Em 2009, através da fusão as duas empresas, Refrigor e Compal, que regiam a sua atividade sempre em busca da inovação, surgiu o grupo Sumol+Compal S.A, tornando-se a empresa líder em bebidas não alcoólicas em Portugal. Esta fusão permitiu formar uma empresa consolidada com a presença de ambas as culturas, retirando o que de melhor cada uma possuía.

O grupo Sumol+Compal S.A é detetor de três subsidiárias a Sumol+Compal Marcas, a Sumol+Compal Moçambique e a Sumol+Compal Angola (*Sumol+Compal Marcas, SA*, no date). A presente tese foi realizada na Sumol+Compal Marcas

Em 2014 a subsidiária Sumol+Compal Marcas, que a partir de agora será identificada por (S+C), vendeu cerca de 49% ao grupo Francês Castel, líder no mercado de vinho em França e detentora

da cerveja angolana Cuca, com o objetivo de desenvolver o seu negócio no mercado africano (Aveiro, 2015).

A visão da SC baseia-se em seduzir os consumidores com os seus produtos e com a criação de novos sabores. A Sumol + Compal possui uma *winning aspiration* para o futuro em que ambiciona ser uma empresa de referência, nacional e internacional, em bebidas de frutos. Para alcançar os objetivos anteriormente descritos, a empresa visa integrar um conjunto de compromissos como a paixão e a ambição naquilo que fazem e a constante busca pela inovação. A SC defende que os valores mais importantes para o sucesso da empresa são: i) o trabalho em equipa, ii) a preservação da integridade e a iii) orientação para os resultados. Estes valores e compromissos são orientados para os acionistas e outros investidores, colaboradores, parceiros (clientes, fornecedores e universidades), entidades governamentais, concorrentes, consumidores e comunidade, em geral (Compal, 2018).

3.1.1 Unidades de Negócio da Sumol+Compal Marcas

O portefólio de produtos da SC está dividido em 4 categorias, nomeadamente, Nutrição, Bebidas Refrescantes, Águas e Cervejas e outros. As duas marcas mais conhecidas são Sumol e Compal, mas fazem também parte da SC as marcas B!, Um Bongo, Frize, Água Serra da Estrela, Citro e Gud. Em Portugal a SC detém exclusividade de distribuição de algumas marcas, nomeadamente, a Pepsi, 7Up, Guaraná Antarctica, Gatorade, Cacaolat e as cervejas Tagus e Estrella Damm. Dentro de algumas marcas existem diferentes gamas de produtos.

A estratégia da S+C assenta no aumento contínuo de 5 pilares estratégicos, nomeadamente, ter uma maior força no mercado nacional, ser mais eficiente, possuir colaboradores dotados de talento, aumentar cada vez mais a internacionalização e promover o espírito inovador, Figura 3-1. Por isso, a empresa testa, anualmente, mais de 400 novas fórmulas com vista a descobrir algo que agrada os seus clientes, tanto a nível nacional como internacional. Cativando cada vez mais a atenção do consumidor, a empresa consegue ganhar vantagem competitiva. Para este efeito a SC está numa busca permanente para encontrar talento que possa trazer benefício e aumentar a eficiência da empresa.



Figura 3-1 Pilares Estratégicos da SC Adaptado

3.1.2 Unidades Industriais, Centros Logísticos e de Distribuição

Em território português a empresa tem 4 unidades industriais, em Almeirim, Pombal, Gouveia e Vila Flor. Em Almeirim produz-se as marca Compal bem como B!, Citro e Gud, em Pombal situa-se a fábrica responsável pela produção das marcas Sumol, *Seven UP*, *Pepsi*, e Guaraná. No Norte, a SC tem mais duas fábricas, a de Gouveia, onde se embala a Água Serra da Estrela, e a de Vila Flor que é responsável pela produção da marca Frize. Para além destas unidades industriais em território nacional, também tem duas fábricas no continente africano, umas em Boane, Moçambique, e a mais recente em Bom Jesus, Angola.

Para controlar a nível logístico todos os produtos, a empresa possui centros logísticos e de distribuição com diferentes funções. Existem 4 tipos de centros logísticos e de distribuição, nomeadamente:

- **Centros Produtores e Distribuidores:** São centros de armazenagem de matérias primas e de produtos finais que todas unidades fabris possuem para, posteriormente, a carga ser distribuída para o cliente final ou para outros centros de em função da rede logística de abastecimento definida. A sua localização é a mesma das fábricas, Vila Flor, Gouveia, Pombal e Almeirim.
- **Armazém Central:** É responsável por armazenar apenas produto final. É o principal devido à sua localização, Leiria, e dimensão.

- **Centros de Distribuição Regionais:** São responsáveis por armazenar produto final consoante as necessidades da área de cada um. Estes centros são especializados para o canal de distribuição Horeca. Existem 3 centros deste tipo, localizados na zona do norte, centro e sul, em Póvoa do Varzim, Carnaxide e Faro, respetivamente.
- **Centros de *Cross Docking*:** Têm como objetivo armazenar produtos finais durante um período de tempo, isto é, inferior a 24 horas. Estão localizados em Maceda, Viseu, Coimbra, Évora, Santiago do Cacém e Portimão.

3.1.3 Departamento de Logística

O Departamento de logística está dividido em 5 áreas, Figura 3-2, nomeadamente, área de Planeamento Logístico e Serviço, a área de Planeamento Logístico e Serviço a Clientes, a área de Equipamentos de Vendas, a área de Logística Centros e por fim a área Transportes e Distribuição. A área de Planeamento Logístico e Serviço a Clientes possui 3 subáreas, Planeamento, Serviço a clientes (apoio a clientes e serviço clientes) e *Outbound*. As áreas de Planeamento Logístico e Serviço a Clientes, Desenvolvimento e Controlo da Cadeia de Abastecimento e Equipamentos de Vendas, estão localizadas na sede de Carnaxide. A área de Logística Centros subdivide-se em Fábrica e Leiria e Regionais. A presente dissertação foi desenvolvida na área do Desenvolvimento e Controlo da Cadeia de Abastecimento.

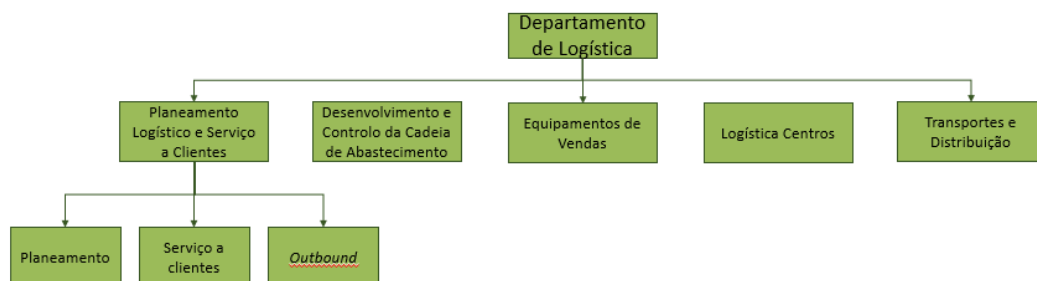


Figura 3-2: Organização do Departamento de Logística da SC

A subárea de Planeamento é responsável por fazer o planeamento de produção e a alocação de produtos aos centros de logística e distribuição, pelo que está diretamente relacionada com a área responsável pela previsão de vendas.

Na subárea de Serviço a Clientes são realizadas 3 atividades associadas à cadeia de abastecimento, nomeadamente, encomendas dos clientes, apoio técnico, das máquinas e respetiva manutenção e limpeza, e o atendimento ao cliente onde o objetivo é esclarecer dúvidas dos clientes bem como dar resposta a reclamações.

A subárea de *Outbound* é responsável por toda a distribuição de matérias primas para fora do país, nomeadamente Moçambique e Angola.

A área de Equipamentos de Vendas é responsável pela prestação de serviços aos equipamentos da Sumol+Compal como, por exemplo, as máquinas *refill* de bebidas do *Burguer King*.

A área Logística Centros é responsável por toda a operacionalização desde a armazenagem do produto até à preparação da carga para expedição. As principais atividades são: i) a receção de produtos, onde são verificadas sempre a quantidade e a qualidade do produto, ii) movimentação do material, por exemplo, desde a receção até à área de armazenagem, e iii) preparação da encomenda, onde se faz a recolha dos produtos consoante as encomendas e se faz a expedição do produto, após a verificação da conformidade do carregamento.

Por último, área Transportes e Distribuição é responsável por efetuar a gestão e articular toda a rede de transportes. Esta área visa otimizar rotas com vista a satisfazer cliente ao menor custo.

3.1.4 Área de Desenvolvimento e Controlo da Cadeia de Abastecimentos

A área Desenvolvimento e Controlo da Cadeia de Abastecimentos, tal como o próprio nome indica, é especializada em desenvolver e controlar a cadeia de abastecimento, pelo que é responsável por quantificar o desempenho da atividade logística da empresa. Para esse efeito, são calculados indicadores de desempenho de toda a cadeia de abastecimento desde os indicadores de procura aos de nível de serviço, passando pelos indicadores operacionais e de custo tanto de operação centros como de transportes. Esta área também é responsável pelo mestre de materiais de produto final, ou seja, por abrir novos códigos de produtos sempre que existe inovações ou alterações de produtos e pela gestão da previsão de vendas com recurso ao sistema SAP APO (*Advanced Planning Optimization*).

3.2 Caracterização do Tipo de Produção

Para perceber porque se processa a previsão de vendas na SC é fundamental saber se o funcionamento da cadeia de abastecimento da SC deve ser regido pelo sistema *push* ou *pull*.

Alguns clientes da SC efetuam encomendas com prazos de entrega reduzidos. No entanto, mesmo que a empresa tenha *stock* disponível de matérias-primas para realizar a produção para responder rapidamente às encomendas realizadas, existe um conjunto de atividades, inerentes à satisfação de uma encomenda, que têm de ser efetuadas e que consomem tempo, pelo que a satisfação dessas encomendas não seria possível em tempo útil, Figura 3-3. Assim, conclui-se que a empresa

necessita de constituir stock e de ter um sistema *push* pois necessita de ter stock disponível para responder a estas encomendas.

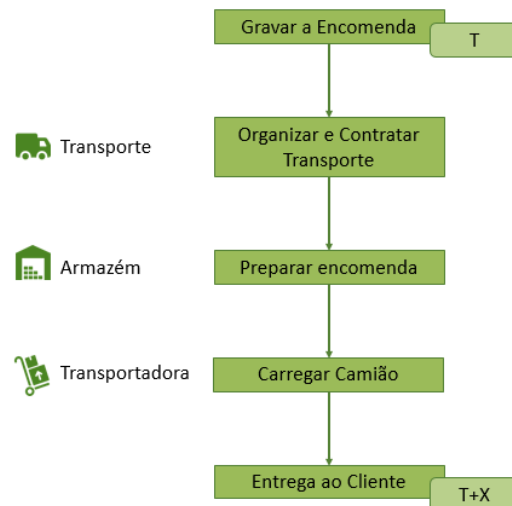


Figura 3-3 Fluxo de Encomenda

A necessidade que a empresa tem de produzir para *stock* faz com que o processo de previsões de vendas seja essencial e o mais preciso possível para por um lado, dar resposta às encomendas colocadas pelos clientes e, por outro lado, não constituir elevados stocks, os quais implicam um custo elevado. Isto é, um processo de previsão preciso permite uma gestão eficaz e eficiente.

A previsão vendas é o que despoletará o processo produção tal como se pode verificar na Figura 3-4.

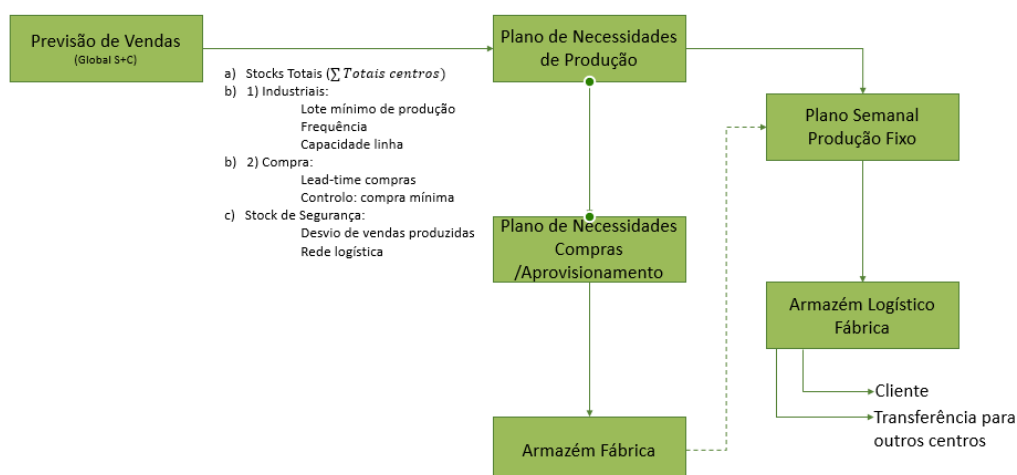


Figura 3-4 Fluxo da Cadeia de Abastecimento

A previsão de vendas é o ponto de partida da produção para a SC conseguir satisfazer as encomendas dos clientes e/ou os centros de armazenamento quando os produtos não têm um

cliente aos quais estão destinados. Após serem calculadas as previsões de vendas de um determinado produto final os responsáveis pelo planeamento da produção verificam os níveis de stocks totais desse produto final, tanto nos centros como nas fábricas, para tomarem a decisão se é necessário produzir. Caso seja necessário produzir, então necessitam de fazer a calendarização de quando é que cada linha de produção funcionará bem como, qual a quantidade necessária a produzir de cada *Stock Keeping Unit* (SKU). O SKU é a forma de mencionar um produto único, pois cada SKU está associado a um código identificador.

Para tomar decisões ao nível da produção no que diz respeito ao que produzir, quando e quanto produzir, é necessário ter-se em consideração o tamanho do lote mínimo da linha, a frequência de produção e a capacidade de produção de cada SKU, para além de ser necessário ter conhecimento se existe stock de matérias primas.

A SC trabalha com stocks de segurança que não são fixos, uma vez que não seria eficiente devido à existência de sazonalidade nos produtos que a empresa produz. O stock de segurança fixo é uma estratégia que deve ser adotada para produtos com procura relativamente constante em torno de um valor médio. Na SC o stock de segurança é definido para cada produto com base em dias de procura, isto é, é definido de tal modo que deve conseguir cobrir um determinado número de dias de consumo. Devido a questões de confidencialidade não será apresentado neste trabalho esse número de dias.

3.2.1 Processo de Previsão da Procura

O processo de previsão da procura da empresa é realizado, como referido na secção 3.1.4, pela área de Desenvolvimento e Controlo da Cadeia de Abastecimento, mas com o auxílio de importantes inputs da área Comercial. Desta forma a Sumol+Compal rege-se por dois tipos de previsões, Previsão de Sistema e Previsão Comercial:

- i. Previsão de Sistema- Previsão calculada automaticamente pelo sistema SAP APO, consoante o que está predefinido, isto é, o tipo de modelo de previsão de vendas que foi selecionado para o SKU ou grupo de SKUs quando da sua inserção ou atualização no sistema.
- ii. Previsão Comercial- Previsão calculada pela área comercial, mais precisamente pelo *key account*, no caso dos canais Alimentar e C&C, e por analistas de informação, nos canais Horeca e Distribuidores. O canal Mercados Internacionais conta com os dois tipos, *key account* e analistas de informação para realizar a previsão. Este tipo de previsão baseia-se fundamentalmente no conhecimento e intuição do *key account* e analistas de informação no que diz respeito ao comportamento de vendas dos produtos e, no caso dos

canais Alimentar e C&C, também do conhecimento dos períodos em que vão existir promoções.

O processo de previsão de vendas inicia no *demand planner* do departamento de logística, Figura 3-5.



Figura 3-5 Fluxo do Cálculo de Previsões

O *demand planner* envia para cada responsável de área para o departamento comercial um ficheiro *excel* para que preencham com as vendas que esperam que venham a ocorrer num determinado período de tempo. O ficheiro que é enviado contempla um histórico de pouco mais de 1 ano, para que a comparação com o mês homologado seja possível e uma proposta de previsão calculada pelo sistema SAP. Após preenchido, é devolvido ao departamento de logística onde as previsões comerciais são introduzidas no sistema. O *demand planner* pode fazer ajustes na previsão se considerar que algum valor não está de acordo com o comportamento habitual do SKU ou caso o departamento comercial tiver dado a informação da existência da promoção de um produto que vai aumentar as vendas numa determinada percentagem, Figura 3-5.

3.2.2 Cálculo de Previsão de Sistema

O cálculo de Previsões de Sistema é realizado a partir do ERP, SAP, que possui um módulo que permite gerar as previsões com recurso a vários modelos utilizando o histórico das vendas dos produtos. O acesso a esta informação permite ao *demand planner* selecionar o modelo mais adequado para o produto ou grupo de produtos. O ERP SAP tem alguns modelos de previsão conhecidos como *Holt-Winters*, *Croston*, Constante, entre outros.

Os modelos de previsão que estão associados a cada produto/grupo de produtos já não são revistos há algum tempo e, por isso, é de esperar que os seus parâmetros estejam desatualizados para o comportamento das vendas dos produtos que são comercializados hoje em dia. A forma como o sistema está a calcular a previsão de vendas dos SKU pode ocorrer de 4 formas distintas, na Figura 3-6.

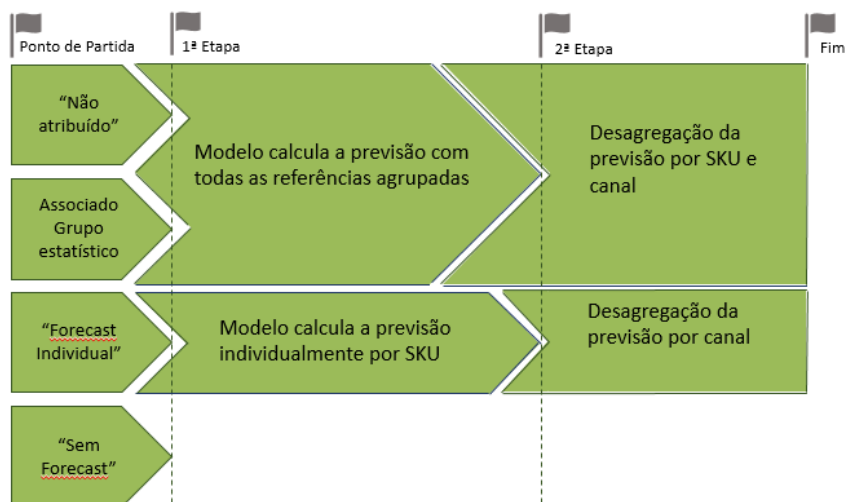


Figura 3-6 Procedimento do Modo de Cálculo da Previsão de Sistema na SC

Atualmente a SC agrega SKUs com comportamentos de vendas ao longo do tempo semelhantes para formar grupos homogêneos e atribuir o modelo de previsão que melhor se adequa a esse grupo de referências. Os SKUs podem estar classificados num de 4 grupos distintos, Não Atribuído, Associado Grupo Estatístico, *Forecast Individual* e *Sem Forecast*. No grupo “Não Atribuído” encontram-se os produtos que não têm um modelo de previsão associado. O sistema utiliza um modelo de previsão automático para prever a procura dos SKUs para os próximos meses. Ao grupo de SKUs denominado por “Associado Grupo Estatístico” é associado um modelo de previsão específico que depende dos SKUs. Nos SKUs classificados do grupo “*Forecast Individual*” a previsão é modelada individualmente por produto. Todos os produtos que não estão sujeitos a uma previsão de vendas calculada pelo sistema estão classificados no grupo “*Sem Forecast*”.

As previsões calculadas pelo sistema são realizadas para o grupo de produtos e só depois é que o sistema desagrega para cada SKU em cada canal.

3.3 Caracterização dos Canais de Vendas

A SC atua em 5 tipos de canais distintos denominados por Alimentar, Cash & Carry (C&C), Horeca, Distribuidores e Mercados Internacionais, tal como está demonstrado na Figura 3-7.

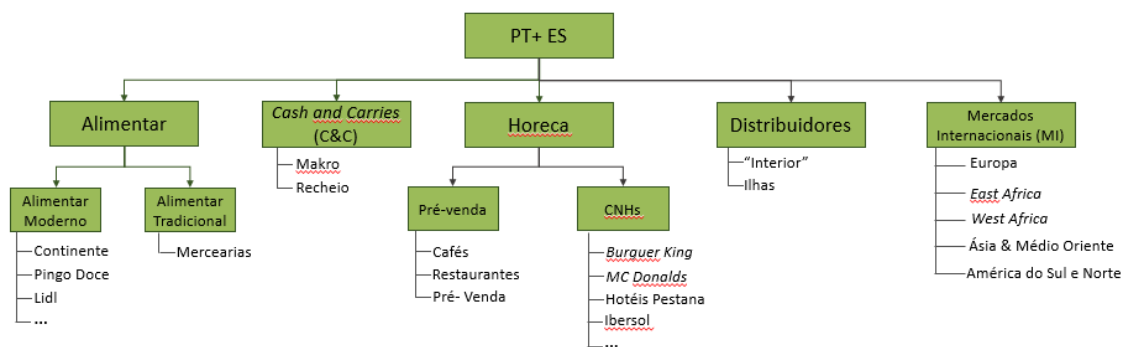


Figura 3-7 Canais Existentes na SC

O canal Alimentar abrange dois subcanais distintos, o Alimentar Moderno que são as cadeias de supermercados mais conhecidas e o Alimentar Tradicional que abrange as pequenas mercearias. Quando se trata de cadeias de grossistas cujo objetivo é o abastecimento de retalhistas, isto é, pequenos comerciantes e empresas da área da restauração, o canal responsável é o C&C. Os canais Alimentar e C&C, embora tenham ambos um peso grande para a empresa, apresentam comportamentos distintos nas vendas. Embora os comerciantes possam recorrer aos C&C para se abastecerem, também podem recorrer aos vendedores diretos da empresa.

Todos os restaurantes, cafés, e locais de pré-venda dizem respeito ao canal Horeca. Apesar da SC ter os seus próprios vendedores, estes não fazem a distribuição em alguns locais no interior do país e nos arquipélagos, pelo que a SC recorre a Distribuidores que têm a função de levarem os produtos a estes locais, sendo o canal denominado por Distribuidores.

Por fim, o canal responsável por fazer chegar produtos a outros países através da exportação Mercados Internacionais. O canal não foi tido em conta no trabalho subjacente a esta dissertação devido à instabilidade, do volume de vendas em termos mensais.

A análise realizada com base na quantidade faturada, em litros caso seja uma bebida e em quilogramas caso seja enlatados (KGL), do ano de 2017 permitiu verificar que o canal Alimentar é o que tem uma maior importância para a empresa seguido de perto pelo Horeca, e por fim os C&C e Distribuidores, Figura 3-8.

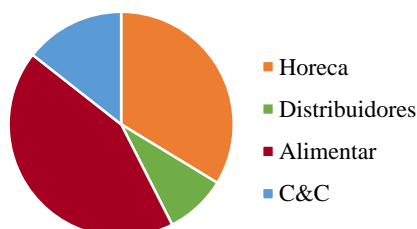


Figura 3-8 Importância de Cada Canal com Base na Quantidade Faturada (KGL)

É de esperar também que cada tipo de produto pode ter uma maior importância num determinado canal do que noutro, pois algumas referências têm uma presença muito marcada num canal característico. Por exemplo, o Compal garrafa de vidro com 0,2ml é muito mais vendido no canal Horeca do que no Alimentar, em oposição à embalagem de 1 litro que se vende mais no Alimentar.

3.4 Caracterização dos Produtos

Todo o portefólio de produtos da Sumol+Compal é composto por produtos perecíveis, isto é, produtos que têm prazo de validade para serem consumidos. A decomposição que estes produtos sofrem varia com o tipo de produto, pelo que uns têm datas de validade superiores a outros.

A carteira de produto da SC divide-se em 4 grupos, Nutrição, Bebidas Refrescantes, Águas e Cervejas e Outros, figura 1.10.



Figura 3-9 Carteira de Produtos Sumol+Compal

É expectável que, independentemente do grupo a que pertençam os produtos apresentem sazonalidade, uma vez que o seu consumo está dependente da temperatura ambiente e por isso, das estações do ano. O verão é a esta estação do ano que apresenta temperaturas mais elevadas face aos restantes períodos do ano, o que incentiva o cliente a comprar este tipo de produtos. Mas não é apenas no verão que as vendas são aumentadas. É esperado que existam vendas elevadas em alturas festivas, como o Natal, a Páscoa, entre outras.

A SC tem aproximadamente 400 referências distintas. No entanto, nem todos as referências são distribuídas para todos os canais. As mesmas referências, tipicamente, têm comportamentos de vendas diferentes em canais distintos, isto é, existe uma persistência de comportamento das séries cronológicas de vendas característica de cada canal, independentemente da referência.

3.4.1 Classificação ABC

O número de referências ativas existentes da SC é elevado, pelo que o estudo vai recair sobre o comportamento de vendas de um pequeno grupo de referências e, consequentemente, será objeto de cálculo da previsão de vendas. Para se selecionar as referências a estudar, realizou-se uma análise ABC, em que foi utilizado apenas o volume de vendas como critério por questões de confidencialidade (a empresa não facultou o preço de venda das referências). Sendo a análise feita com este critério, acaba por não ser tão rigorosa como se no critério também estivesse incluído o preço da referência.

A análise ABC foi realizada com base no total das vendas relativamente ao ano de 2017 de cada referência. Esta análise foi elaborada para o conjunto dos canais para se identificar quais as referências com maior importância para a empresa.

Para proceder a esta análise foram então estabelecidos os seguintes pressupostos:

- ✓ As referências já descontinuadas não foram incluídos na análise;
- ✓ Foi considerado o ano 2017 para a análise;
- ✓ A unidade utilizada foi quantidade de produto faturada em KGL (quilograma litro).

Na Tabela 3-1, pode-se visualizar as primeiras 15 referências que resultaram da análise ABC e que foram classificadas na classe A.

Para a escolha das referências que foram objeto de estudo, estabeleceram-se alguns critérios de escolha tais como:

- ✓ Referências A;
- ✓ Referências semelhantes (a mesma referência com formatos de embalagem diferentes);
- ✓ Referências características de canais diferentes:
 - Família X → Canais Horeca e Distribuidores;
 - Família Z → Canais Alimentar e C&C;
 - Família Y → Canais Horeca, C&C e Distribuidores.

Tabela 3-1 Referências com Maior Quantidade Faturada (KGL) em 2017

Família da referência	Referência	Ranking
X	25516	1
W	25518	2
V	21054	3
X	25515	4
I	25529	5
O	20330	6
T	20312	7
Z	23189	8
H	25619	9
Z	23188	10
W	25531	11
Z	23190	12
G	20316	13
W	25517	14
Y	23111	15

A escolha destes critérios para selecionar as referências teve uma lógica. O primeiro critério surgiu com a análise ABC para se selecionar referências com um maior peso em termos de quantidade para a empresa. No entanto, também se pretendia que as referências estudadas fossem similares entre si para se poder compará-las, pelo que surgiu o segundo critério. O terceiro critério diz respeito ao facto de se pretender analisar referências distintas e características de canais diferentes, para perceber as principais diferenças.

Através da conjugação dos critérios acima mencionados selecionaram-se então seis referências, 2 referências da Família X, 25516 e 25515, 3 referências da Família Z, 23189, 23188 e 23190 e por fim 1 referência que faz parte da Família Y, 23111, Tabela 3-1.

Para além destas referências foram selecionadas mais 12, pois eram referências que embora não estivessem nas primeiras posições da análise ABC, são semelhantes às que foram previamente escolhidas e, por essa razão, faria sentido estudá-las como um todo para se perceber o seu comportamento em termos de vendas. Assim, são 18 referências a estudar de 3 Famílias, Família X, Família Y e Família Z.

Na Tabela 3-2 estão identificadas as referências a estudar na presente dissertação.

Tabela 3-2 Referências Seleccionadas para o Cálculo de Previsão de Vendas e Correspondente de erro de Sistema

		% Erro de Sistema
Família	Referência	Geral
Família X	25516	16%
	25515	15%
	25525	13%
Família Z	23184	52%
	23185	19%
	23186	918%
	23188	S/prev
	23189	23%
	23190	23%
	23193	55%
	23194	41%
	23018	11%
	23038	7%
Família Y	23096	9%
	23111	8%
	23130	11%
	23702	8%
	23709	10%

Para a análise das séries cronológicas de cada referência ser mais robusta é importante analisar as referências com comportamentos semelhantes e que têm uma quantidade faturada significativa.

3.4.2 Análise das Referências Seleccionadas

Para entender quais os canais que têm mais semelhanças a nível do comportamento de venda das referências, procedeu-se a uma análise preliminar recorrendo a um gráfico temporal com as vendas dos últimos 3 anos.

Como foi concluído na secção 3.4.1 serão estudados 3 grupos distintos de referências ou Família de referências, pelo que a análise será realizada para cada Família de referências.

i) Família X

A Família X é constituída por 11 referências, mas estudaram-se apenas 3 referências, mas que são características de diferentes canais, nomeadamente as referências 25515, 25516 e 25525. Para interpretar o comportamento das vendas dos SKUs analisou-se em primeiro lugar o comportamento conjunto dos SKUs, Figura 3-10. Depois calculou-se a importância de cada SKU no conjunto e a importância de cada canal nesta Família, Figura 3-11 e Figura 3-12.

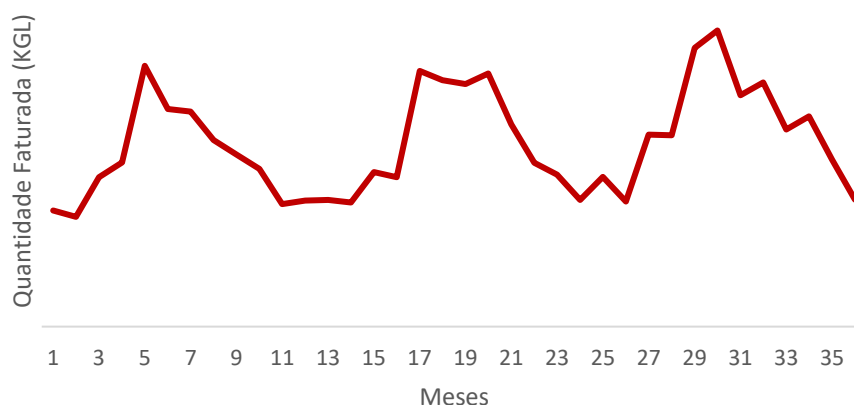


Figura 3-10 Comportamento da Família X

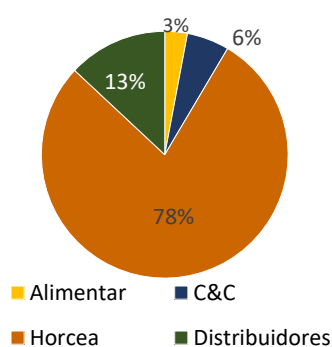


Figura 3-11 Importância de Cada Canal na Família X

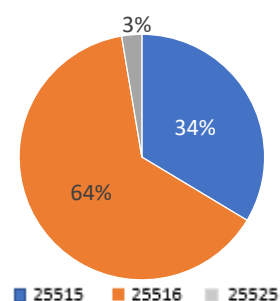


Figura 3-12 Importância de Cada Referência na Família X Independentemente do Canal

A Figura 3-10 mostra que o comportamento das vendas dos três SKUs repete-se numa base anual. Na altura do verão as vendas apresentam o seu valor mais elevado. Este aumento começa em abril (meses 4, 16 e 28) e, por norma, o decréscimo das vendas em termos anuais inicia em junho (mês 6, 18 e 30).

Analisando a informação das figuras Figura 3-10, 1.Figura 3-11 e 1.Figura 3-12, o canal Horeca e o SKU 25516 são os que têm maiores valores, logo são os de maior importância, relativamente aos outros. Assim, é expectável que o comportamento das vendas do SKU 25516 no canal Horeca seja aquele que define primordialmente o comportamento das vendas apresentadas na Figura 3-10.

A partir das figuras apresentadas no Anexo B -, pode-se concluir que estas três referências apresentam comportamentos diferentes nos diferentes canais sendo que as vendas do SKU 25525 são quase inexistentes nos canais Horeca e Distribuidores e inexistentes no canal C&C pois esta referência nem sequer é vendida neste canal. Por outro lado, das três referências é a que mais

vende no canal Alimentar, sendo os SKUs 25515 e 25516 os que têm uma maior presença nos outros canais. Isto permite concluir que a referência 25525 é mais dirigida ao canal Alimentar enquanto que as referências 25515 e 25516 são mais específicos dos canais Horeca, Distribuidores e C&C.

De acordo com o Anexo B - verifica-se que as referências da Família que fazem parte do sortido de cada canal apresentam comportamentos de vendas semelhantes. Ao analisar o comportamento das vendas de cada referência no canal Distribuidores, verifica-se que os valores mais elevados neste canal são muito mais acentuados do que os que se verificam nos outros canais. Este comportamento deve-se ao facto de neste canal os Distribuidores efetuarem uma pré stockagem desta referência antes do verão.

Seguidamente são analisadas as Famílias de referências Y e Z ambas as Famílias correspondem ao mesmo tipo de produto, isto é, a mesma marca, porém, o tipo de embalagem diferencia-as. A Família Y tem um formato de embalagem de 0,2 L e a Família Z de 1 L. Procedeu-se à análise destas duas Famílias uma vez que são referências características de diferentes mercados.

ii) Família Y

A Família Y é composta por cerca de 10 SKUs, sendo estudados apenas 7. Foi realizada uma análise das vendas do conjunto destas referências, independentemente do canal, Figura 3-13, e a importância que este grupo de referências detém em cada canal, Figura 3-14, bem como a importância de cada referência, independentemente do canal Figura 3-15.

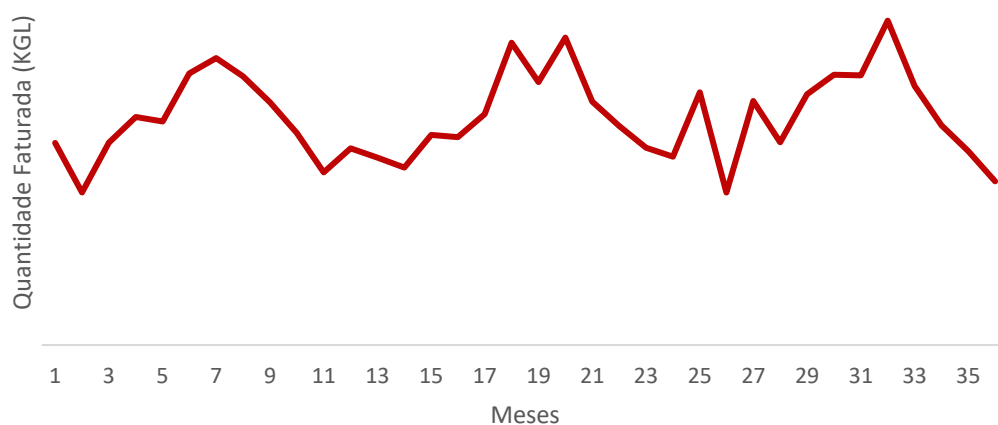


Figura 3-13 Comportamento das Vendas de 7 referências da Família Y

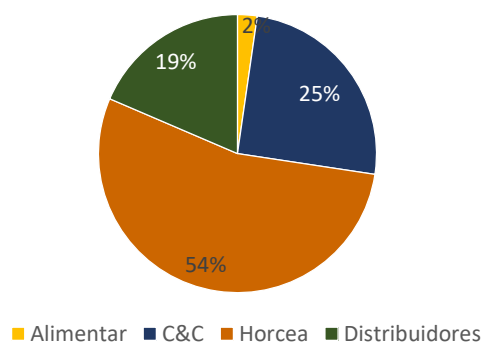


Figura 3-14 Importância de Cada Canal na Família Y

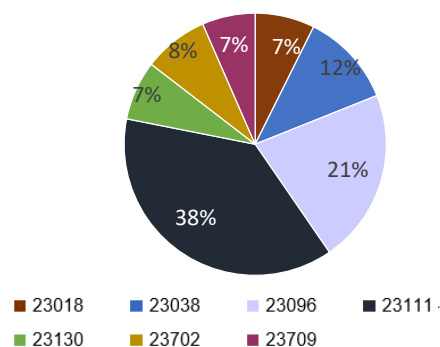


Figura 3-15 Importância de Cada Referência na Família Y Independentemente do Canal

A análise da Figura 3-13 permite, concluir que este grupo de referências apresenta sazonalidade anual com vendas elevadas, julho e agosto. Parece existir uma tendência positiva, embora muito pouco acentuada.

Tal como na Família X, este grupo de referências tem uma presença mais forte no canal Horeca, seguindo-se o C&C, Distribuidores e, por fim, o Alimentar com uma minoria. A partir da Figura 3-14 pode concluir-se que o canal Horeca detém mais de metade das vendas deste grupo de referências, pelo que este grupo de é característico do canal Horeca.

Através da Figura 3-15 constata-se que existem três referências cujas vendas se destacam em relação às demais, 23111, 23096 e 23038, sendo responsáveis por 71% das vendas 7 referências em estudo.

O comportamento das vendas das 7 referências é muito semelhante no canal Horeca, Anexo D -. As 2 referências que mais vendem em todos os canais são os mesmos, 23111 e 23096. A análise das vendas por canal, permite constatar que nos canais Alimentar e C&C existe uma maior variabilidade das vendas e uma maior amplitude entre os valores maiores e menores devido à existência de campanhas promocionais a clientes destes dois canais.

iii) Família Z

A Família Z é composta por 14 referências de sabores diferentes, no entanto estudou-se apenas as 8 com maior importância para a empresa em termos de volume de vendas, 23184, 23185, 23186, 23188, 23189, 23190, 23193, 23194.

A análise do comportamento das vendas dos 8 SKUs, ao longo de 3 anos, independentemente do canal, Figura 3-16, permite concluir que, contrariamente à Família X, não existe um padrão anual, muito regular, apesar das vendas anuais serem superiores no mês de agosto (8, 20 e 32).

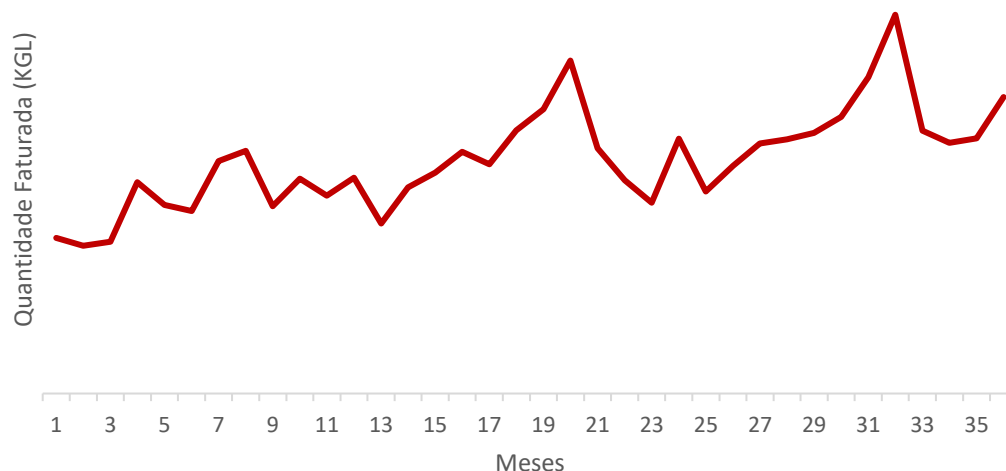


Figura 3-16 Comportamento das Vendas de 8 Referências da Família Z

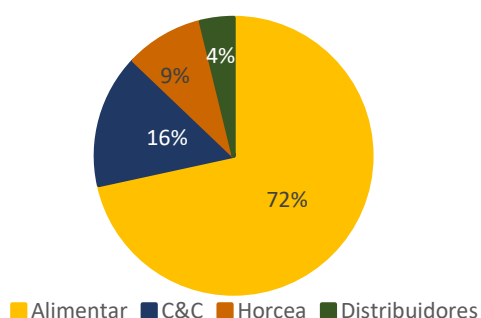


Figura 3-17 Importância de Cada Canal na Família Z

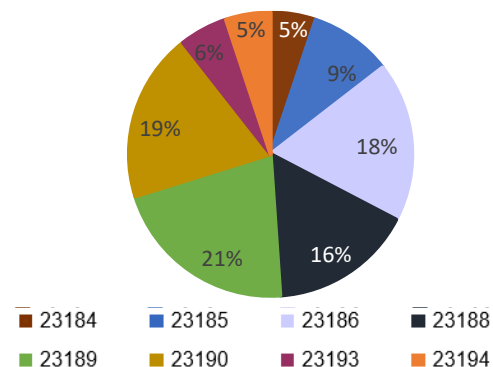


Figura 3-18 Importância de Cada Referência na Família Z Independentemente do Canal

Assim, pode-se afirmar que existe uma sazonalidade anual, mas o comportamento das vendas no primeiro ano do período em análise, 2015, não é tão semelhante aos que o sucedem, uma vez que não existe um valor de vendas no mês de agosto muito mais elevado do que nos outros meses. Através da Figura 3-16 conclui-se também que para além da existência de sazonalidade anual, há um aumento de vendas ao longo do tempo, indicando uma tendência positiva.

Neste grupo de referências, o canal Alimentar é o de maior importância, Figura 3-17, sendo responsável por 72% do total de vendas desta Família. Consequentemente, este conjunto de

referências parece ser dirigido ao canal Alimentar. Existem 4 referências que têm uma importância superior às restantes, independentemente do canal, Figura 3-18.

Segundo o Anexo C - o comportamento das vendas ao longo do período em análise destas referências no canal Alimentar é pouco estável, apesar de seguir um padrão. É um comportamento expectável na medida em que este tipo de referências é muito característico deste canal e, por sua vez, as vendas deste canal estão muito sujeitas a promoções realizadas nas cadeias de supermercado, o que justifica os valores mais e menos elevados nas vendas.

O segundo canal que mais vende estas referências é o canal C&C. O comportamento das vendas das referências desta Família neste canal é muito semelhante ao do canal Alimentar, isto é, apresenta instabilidade devido às promoções, mas menor instabilidade, tal como se pode verificar no Anexo C -.

3.5 Recolha de Dados

Todos os dados de vendas e respetivas previsões estão no sistema SAP e é a partir deste sistema que é iniciada a recolha de dados, Figura 3-19. Sempre que é necessário analisar dados é preciso extrair-los do sistema SAP para uma folha de cálculo (*Excel*). Todos os dias, de madrugada, o sistema faz uma atualização dos dados, pelo que o documento *excel*, resultante da extração de dados do SAP está sempre atualizado.

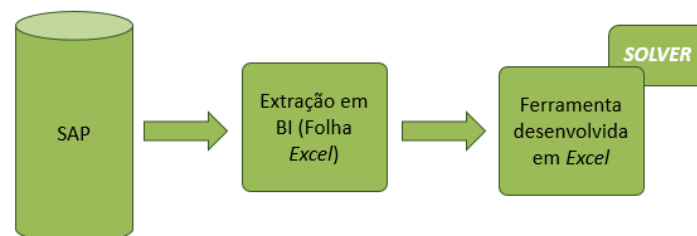


Figura 3-19 Recolha de Dados

As análises a realizar necessitavam das vendas, previsão do sistema e comercial e também o erro associado a cada tipo de previsão relativamente às vendas, pelo que os dados foram recolhidos do SAP. Estes dados são extraídos numa base mensal. A Tabela 3-3 mostra o tipo de dados existentes em *excel* que se pode extrair diretamente de SAP.

Tabela 3-3 Dados Extraídos de SAP para Excel

Mês	01.2017				
Produto	Prv.Comercial Fixada (KGL)	Prv.Sistema (KGL)	Qtd.Faturada (KGL)	%Erro Prv.Com. Fixada	%Erro Prv.Sist.
SKU-A	15 212	17 647	19 548	29 %	11 %
SKU-B	24 181	28 809	29 111	20 %	1 %

3.6 Diagnóstico do Sistema de Previsão Atual

Para se fazer o diagnóstico do sistema de previsão atual foram extraídos de SAP os dados relativos à previsão de sistema e comercial das vendas das referências selecionadas e analisadas na secção 3.4.

A lista extraída de SAP com os dados relativos a cada referência não possibilita retirar os SKUs que até à data foram descontinuados e, por isso, foi necessário efetuar uma análise para os identificar. No entanto não se pode ignorar o facto de certas referências terem sido descontinuadas para darem lugar a outras. Quando tal acontece é necessário fazer uma associação do histórico da referência descontinuada com a referência que a substituiu. Esta substituição de referências apenas acontece quando a referência antiga e a nova são semelhantes e espera-se que o comportamento da referência antiga se mantenha na referência substituta. Muitas vezes estas substituições acontecem devido a um upgrade na fórmula ou porque há uma mudança no formato da embalagem.

A análise da precisão da previsão das vendas atual foi realizada após a divisão das referências em 3 grupos, nomeadamente:

- Grupo 1: Engloba as referências cuja previsão é realizada pelo sistema;
- Grupo 2: Engloba as referências que estão sem previsão de sistema;
- Grupo 3: Engloba as referências descontinuadas e, por isso, já não são comercializadas.

A análise realizada com base nas vendas do ano de 2017 com *status* de 1 de março de 2018 permitiu concluir que i) existem muitas referências para as quais não está a ser gerada previsão de sistema e ii) o sistema está a prever a procura de referências que já estão descontinuadas, Figura 3-20.

Com esta análise concluiu-se que cerca de 19% das referências em cada canal não possuem previsão de sistema. O sistema está a prever a procura para referências que já estão descontinuadas e isto é algo que pode levar a deduções erradas quando se avalia o erro associado à previsão de sistema.

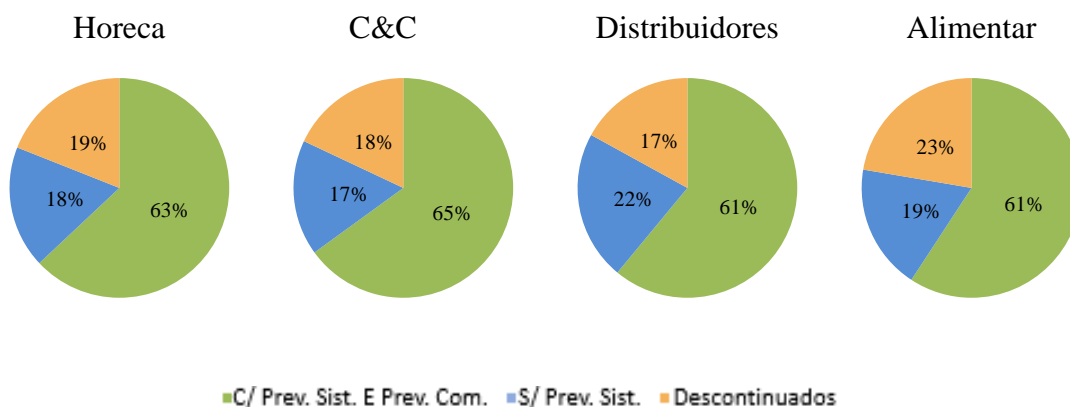


Figura 3-20 Percentagem de Referênciais em Cada Grupo por Canal

Para se conhecer os erros associados a cada um dos dois tipos de previsão existentes na SC elaboraram-se mais duas análises complementares. Uma das análises baseia-se em comparar os erros comercial e de sistema de forma a perceber qual erro se encontra menor, isto é, qual das previsões está a ser mais certa, Figura 3-21, Figura 3-22, Figura 3-23 e Figura 3-24. A segunda análise efetuada baseia-se em conhecer a precisão da previsão de sistema, através da análise do erro de sistema.

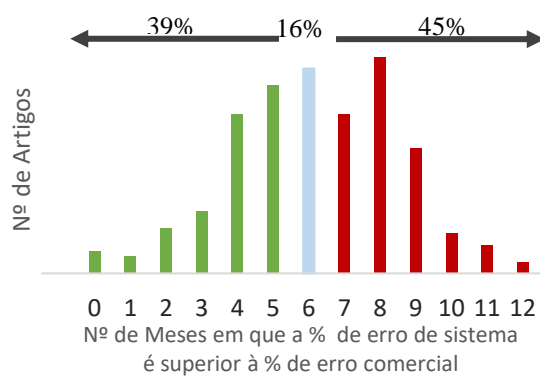


Figura 3-21 Comparação dos Erros Comercial e de Sistema no Canal Horeca

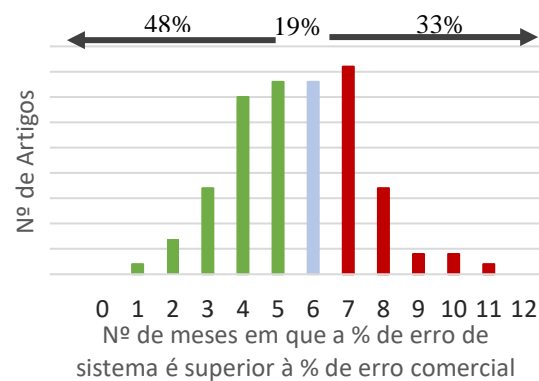


Figura 3-22 Comparação dos Erros Comercial e de Sistema no Canal Distribuidores

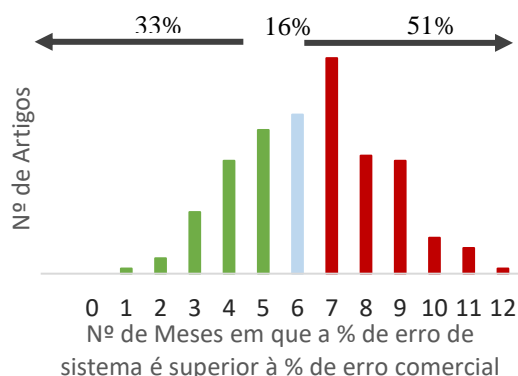


Figura 3-23 Comparação dos Erros Comercial e de Sistema no Canal Alimentar

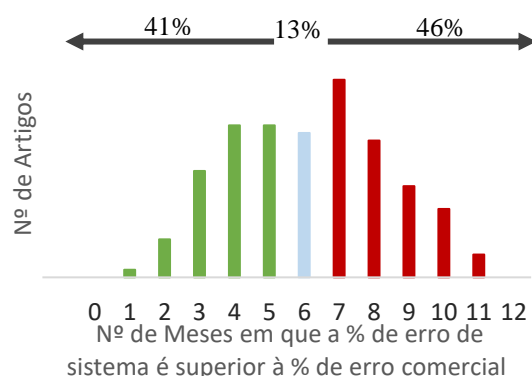


Figura 3-24 Comparação dos Erros Comercial e de Sistema no Canal C&C

A previsão de sistema é tanto melhor quanto menor for o erro associado a esta. A partir da análise das Figura 3-21, Figura 3-22, Figura 3-23 e Figura 3-24 verifica-se que a percentagem de erro da previsão de sistema é superior à percentagem do erro da previsão comercial em três canais, Horeca, Alimentar e C&C sendo que o canal que apresenta uma maior diferença entre os erros é o Alimentar. Os canais C&C e Alimentar são canais que apresentam uma maior oscilação de vendas devido às campanhas promocionais, no entanto os comerciais têm conhecimento destas e por isso é normal que a previsão comercial seja mais certa que a de sistema. O canal Distribuidores é o único em que na maioria dos meses a % de erro associado à previsão de sistema é menor em relação à % de erro comercial.

É importante fazer a análise em que situação estão os erros de sistema e comercial em relação um ao outro. No entanto de nada serve saber qual a previsão que está melhor adaptada ao comportamento das referências se não se quantificar a percentagem de erro para perceber se o erro está baixo ou elevado. Na Tabela 3-4 é demonstrada a percentagem de erro de sistema nos 4 canais. Nesta análise dividiu-se os valores em intervalos de forma a captar em que intervalo se encontra a maioria das referências.

A partir da leitura da Tabela 3-4 concluem-se os seguintes aspetos:

- No canal Horeca cerca de metade das referências têm a percentagem de erro de sistema inferior a 30%;
- No canal Distribuidores a percentagem de erro de sistema é maior que 50% em mais de metade das referências;
- No canal Alimentar mais de metade das referências apresentam um erro superior a 30%;

- No canal C&C aproximadamente 60 % das referências apresentam um erro superior a 30%;

Tabela 3-4 Percentagem do Erro de Sistema nos Diversos Canais

% Erro de Sistema	Nº de Referências	Horeca	Distribuidores	Alimentar	C&C
	[0%;10%[11	0	2	1
	[10%;20%[59	6	39	17
	[20%;30%[49	21	45	43
	[30%;40%[34	29	38	30
	[40%;50%[19	36	15	17
	>=50%	53	113	58	39
	Total	225	205	197	147

Através da Figura 3-22 conclui-se que a percentagem de erro de sistema é inferior à percentagem de erro comercial no canal Distribuidores. No entanto a análise demonstrada na Tabela 3-4 vem evidenciar que o canal Distribuidores apresenta um maior número de referências com erros elevados.

3.7 Síntese do Capítulo

No presente capítulo foi realizada uma breve apresentação da empresa Sumol+Compal, nomeadamente o percurso da empresa, os mercados em que atua, a carteira de produtos e o processo de previsão de vendas.

Foi realizada também a seleção das referências a estudar através da análise ABC, sendo seleccionadas 3 famílias distintas, X com 3 referências, Y com 8 referências e Z com 7 referências. Também foi realizado um diagnóstico do processo de previsão de forma a perceber quais os pontos de melhorias.

4 Proposta de um Modelo de Previsão de Vendas

O capítulo 2.10 teve como objetivo dar a conhecer a empresa, bem como a forma como a SC prevê as vendas das suas referências. Foram também identificadas opções de melhoria que visam ser estudadas neste capítulo. Este capítulo apresenta a metodologia utilizada para determinar a previsão de vendas das Famílias de referências em estudo nomeadamente a Família X, Y e Z com base em 2 modelos cada um com duas formas funcionais, sendo o modelo de *Holt-Winters* com tendência aditiva, com sazonalidade multiplicativa e aditiva e o modelo de Decomposição Clássica, nas formas multiplicativa e aditiva. São também analisadas três hipóteses de previsão de cada Família de referências usando cada modelo e posteriormente é selecionado o modelo e hipótese que apresenta uma maior capacidade preditiva para cada Família de referências estudada.

4.1 Tratamento de Dados

Uma vez que já foram identificadas na secção 3.3 as Famílias e referências a estudar, nesta fase da presente dissertação é necessário fazer uma análise do comportamento das referências selecionadas para estudo de forma a identificar a existência de *outliers* e valores nulos.

Esta análise tem como objetivo tratar as séries de dados das referências escolhidas, identificando os *outliers* e valores nulos, para que estes possam ser estimados previamente ao desenvolvimento dos modelos.

a) *Outliers*

Tal como referido na secção 2.6.1, a identificação dos *outliers* é importante para o resultado final da análise de uma série cronológica seja o mais fidedigno possível, dado que estes valores não correspondem ao padrão da série. A identificação e ajustamento destes valores tem como objetivo não comprometer a amostra de dados que foi recolhida para prever as vendas.

Para identificar estes valores atípicos recorreu-se ao método do *Box-plot*, uma vez que este método é simples de aplicar. Para além deste método e de forma a alicerçar o mesmo, recorreu-se também ao método das diferenças sazonais para se identificar possíveis *outliers* para o mesmo período, tendo sido considerado uma sazonalidade anual, isto é, de 12 meses.

A Figura 4-1 apresenta um exemplo da análise efetuada através do método do *box-plot*.

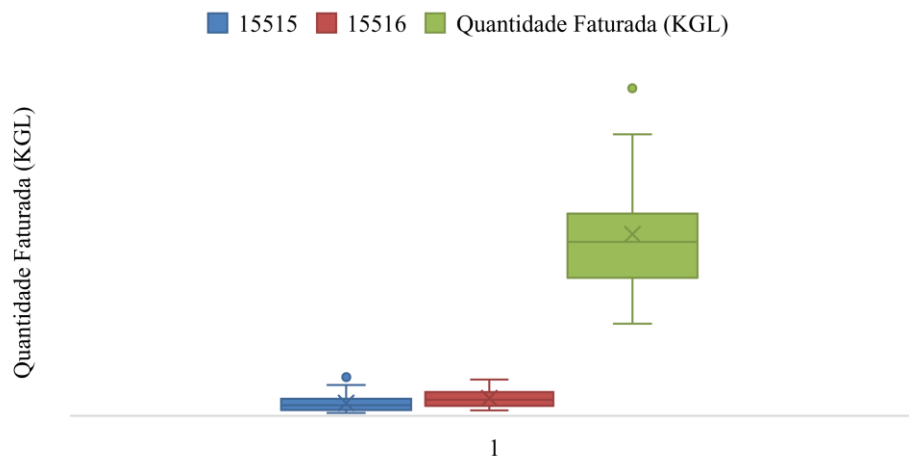


Figura 4-1 Outliers - Família X no Canal Alimentar

Quando se analisa as séries cronológicas das referências 25515 e 25525 no canal Alimentar, verifica-se que contêm um *outlier*, identificados na Figura 4-1 por círculos.

A Tabela 4-1 sintetiza a informação relativamente à existência dos *outliers*.

Tabela 4-1 Síntese da Existência de Outliers

	2015												2016												2017											
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36
ASE	Jan	Fev	Mar	Abr	Mai	Jun	Jul	Ago	Set	Out	Nov	Dez	Jan	Fev	Mar	Abr	Mai	Jun	Jul	Ago	Set	Out	Nov	Dez	Jan	Fev	Mar	Abr	Mai	Jun	Jul	Ago	Set	Out	Nov	Dez
Alimentar																														2		1				
C&C																				1																
Horeca																																				
Distribuidores					3	1											3	1												2	3					
Geral																																				
Compal 1L																																				
Alimentar												1																					1			
C&C											1											1	1										1			
Horeca																											1					1	2			1
Distribuidores																														1		1				
Geral																						1	1	1								3				
Compal 0,2L																																				
Alimentar												1													2						1					2
C&C																															1		1			
Horeca																																				
Distribuidores																																				
Geral																		3																		

De acordo com a Tabela 4-1, por exemplo, as séries de vendas das referências correspondentes à Família X no canal Distribuidores apresentam *outliers* no mês de maio de 2017, (coluna 29). É de notar que os números no interior da tabela representam o número de *outliers* identificados através do método *box plot*. As cores representam os *outliers* identificados através do método das diferenças sazonais. A cor verde representa a existência de 1 *outlier* e a cor amarela a existência de 2 *outliers*. Através desta análise verifica-se que existe um maior número de *outliers* nos meses 22, 23, 24, 30, 31, e 32, tal como se pode verificar pela mancha existente na Tabela 4-1. Este facto pode estar relacionado tanto com valores baixos como com os valores elevados. No caso de decréscimos acentuados num período temporal que é regular estes estão relacionados

maioritariamente com roturas de *stocks*. Um caso particular que não tem nada a ver com rotura de *stock* foram, por exemplo, os *outliers* existentes no canal Distribuidores no ano de 2015, com uma referência específica para o Rock in Rio. No mês de maio e junho de 2015 uma referência não foi vendida propositamente, uma vez que a empresa tinha produzido uma referência semelhante, mas com um rótulo alusivo ao Rock in Rio.

Foi decidido que estes valores atípicos deveriam ser substituídos por uma estimativa com base na média dos períodos homólogos anterior e posterior ao valor em causa, para no caso de existir sazonalidade esta não seja distorcida.

Na Tabela 4-2 é apresentada a percentagem de observações que necessitaram de ser ajustadas relativamente às 3 Famílias em estudo, nos 4 canais de distribuição, bem como para o conjunto dos 4 canais, designado por Geral, na Tabela 4-2 é.

Tabela 4-2 Percentagem de *Outliers* que Sofreu Modificação

	Percentagem de valores alterados		
	Família X 3 ref	Famílias Z 7 ref	Família Y 8 ref
Alimentar	3%	1%	2%
C&C	1%	1%	1%
Horeca	6%	2%	0%
Distribuidores	12%	1%	1%
Geral	0%	2%	0%

A Família X no canal Distribuidores foi a que apresentou uma maior percentagem de outliers ajustados (Tabela 4-2).

b) Valores Nulos

Ao identificar-se a existência de valores em falta, ou seja, valores nulos, é necessário decidir qual a ação a tomar em relação a estes. Como os modelos aplicados nas referências selecionadas se baseiam nas séries cronológicas das vendas, decidiu-se que todos os valores nulos seriam estimados através da média dos valores de períodos homólogos, tal como se fez para os *outliers*.

Após uma análise das séries cronológicas das referências em estudo quantificaram-se os valores nulos relativamente a cada uma.

A Família Y não apresentou em nenhuma das séries analisadas valores nulos, o mesmo não se pode dizer em relação às Famílias X e Z. A Família X apresenta a existência de um número considerável de valores nulos na referência 25525 nos canais Horeca e Distribuidores (Tabela 4-3). Neste caso em particular não se optou por substituir estes valores por valores estimados, uma vez que se percebe pelo comportamento das séries cronológicas que este tipo de referência

não é característico destes canais e só se vende pontualmente e em quantidades reduzidas. Visto que esta decisão foi tomada, as duas séries cronológicas, 25525 no canal Horeca e 25525 no canal Distribuidores, não serão modeladas, uma vez que os modelos de previsão selecionados não são adequados para a séries cronológicas com este comportamento.

Tabela 4-3 Valores Nulos Existentes na Família X por Canal

	Valores Nulos			
	Alimentar	C&C	Distribuidores	Horeca
25515	0	0	0	0
25516	0	0	0	0
25525	0	-	11	11

A partir da Tabela 4-4 verifica-se que o número de valores nulos é mais reduzido na Família Z do que na Família X, existindo apenas para a referência 23186

Tabela 4-4 Valores Nulos Existentes na Família Z por Canal

	Valores Nulos			
	Alimentar	C&C	Distribuidores	Horeca
23184	0	0	0	0
23185	0	0	0	0
23186	1	2	1	0
23188	0	0	0	0
23189	0	0	0	0
23190	0	0	0	0
23193	0	0	0	0
23194	0	0	0	0

Dado que a existência de valores nulos apenas se verifica para a referência 23186, muito possivelmente, pode ter ocorrido uma substituição de referências. Estes 4 valores nulos foram substituídos por valores médios estimados através da média dos períodos homólogos.

4.2 Análise das Séries Cronológicas

Seguidamente são analisados alguns valores estatísticos relativamente as séries cronológicas das três Famílias estudadas nesta dissertação, nomeadamente média, desvio padrão, coeficiente de variação máximo e mínimo, por canal e independentemente do canal sendo identificada por Geral na Tabela 4-5.

O coeficiente de variação (cv) é utilizado para analisar a dispersão existente num conjunto de dados relativamente à média.

Para analisar a dispersão existente nas séries cronológicas em estudo teve-se em consideração o seguinte:

- a) Se o $cv \leq 15\%$ então a dispersão de dados é baixa e os valores são homogéneos (valores identificados a verde nas tabelas de análise do cv);
- b) Se o $15\% < cv \leq 30$ então a dispersão é média (valores identificados a amarelo nas tabelas de análise do cv);
- c) Se o $cv > 30\%$ então a dispersão é elevada e, dessa forma, os valores são heterogéneos (valores identificados a laranja nas tabelas de análise do cv).

Tabela 4-5 Dados Estatísticos da Família X

		Máximo	Mínimo	Média	Desv. Pad.	Coef. de Variação
Alimentar	25515	10 247	774	3 391	2 309	68%
	25516	9 688	1 477	4 687	2 348	50%
	25525	87 523	24 474	48 240	15 271	32%
C&C	25515	63 437	16 531	35 912	11 424	32%
	25516	139 076	29 546	69 789	27 115	39%
	25525	-	-	-	-	-
Horeca	25515	610 910	342 342	476 004	84 231	18%
	25516	1 557 965	566 794	1 017 844	263 323	26%
	25525	1 715	0	276	508	184%
Distribuidores	25515	597 922	17 815	124 673	138 086	111%
	25516	426 696	33 051	121 617	101 657	84%
	25525	15 649	0	1 803	3 436	191%
Geral	25515	1 169 121	411 026	639 980	202 197	32%
	25516	1 903 531	674 530	1 213 937	349 944	29%
	25525	95 075	25 592	50 319	16 193	32%

Verifica-se, por conseguinte, Tabela 4-5 que a maior parte das séries estudadas apresentam valores heterogéneos. É de notar que o canal Horeca é o que apresenta uma menor dispersão nos dados, reforçando o comportamento mais regular dos dados.

Procedeu-se a uma análise semelhante para a Família Y, sendo que a maior parte das referências apresenta uma dispersão média, células a amarelo, como se pode verificar na Tabela 4-6.

O canal Horeca, mais uma vez, é o que apresenta melhores resultados em relação à dispersão dos dados em torno da média. Verifica-se também que o canal Distribuidores é o que apresenta valores do coeficiente de correlação mais altos, devido aos picos anuais de vendas. Estes picos acontecem uma vez que os Distribuidores efetuam uma *pré-stockagem* destas referências antes de começar a época de verão.

Tabela 4-6 Dados Estatísticos da Família Y

Família Y						
		Máximo	Mínimo	Média	Desv. Pad.	Coef. de Variação
Alimentar	23018	3 874	300	1 386	844	61%
	23038	2 819	352	1 286	558	43%
	23096	10 516	3 512	7 046	1 579	22%
	23111	16 360	5 537	9 507	2 365	25%
	23130	3 429	407	1 423	752	53%
	23702	2 494	642	1 308	390	30%
	23709	2 353	338	865	448	52%
C&C	23018	28 656	7 004	16 810	6 053	36%
	23038	44 695	13 251	25 786	8 373	32%
	23096	75 966	31 219	54 382	11 306	21%
	23111	148 074	54 962	99 860	21 531	22%
	23130	34 324	9 332	20 442	6 255	31%
	23702	28 335	10 426	19 534	4 614	24%
	23709	22 270	6 189	14 481	4 219	29%
Horeca	23018	62 210	24 360	41 459	10 746	26%
	23038	103 600	37 198	68 727	16 565	24%
	23096	149 633	81 686	117 976	16 976	14%
	23111	249 162	126 305	190 889	30 903	16%
	23130	60 185	22 425	39 719	8 106	20%
	23702	62 749	30 319	46 884	8 438	18%
	23709	50 736	20 628	35 334	7 788	22%
Distribuidores	23018	25 885	5 410	13 937	5 418	39%
	23038	37 339	9 405	20 191	7 437	37%
	23096	62 179	19 358	35 511	9 981	28%
	23111	138 869	38 951	76 910	23 092	30%
	23130	25 558	4 178	11 746	5 027	43%
	23702	21 269	3 367	12 502	4 534	36%
	23709	24 481	4 382	14 842	5 551	37%
Geral	23018	114 875	39 075	73 592	20 945	28%
	23038	187 263	60 282	115 989	31 102	27%
	23096	282 314	141 540	214 916	33 095	15%
	23111	522 961	264 467	377 167	66 731	18%
	23130	111 697	46 675	73 330	17 142	23%
	23702	112 222	54 431	80 228	15 031	19%
	23709	96 962	40 106	65 522	14 196	22%

A Tabela 4-7 resulta da análise realizada para a Família Z

Tabela 4-7 Dados Estatísticos da Família Z

Família Z						
		Máximo	Mínimo	Média	Desv.pad	Coef. De variação
Alimentar	23184	88 430	19 748	43 988	15 274	35%
	23185	150 848	41 234	77 066	27 483	36%
	23186	367 052	0	202 481	85 651	42%
	23188	307 478	104 687	196 234	58 149	30%
	23189	418 030	120 184	240 876	72 032	30%
	23190	399 896	115 672	234 862	73 619	31%
	23193	118 708	34 307	74 125	21 410	29%
	23194	106 591	23 777	52 999	17 579	33%
C&C	23184	36 956	11 951	22 157	6 783	31%
	23185	50 632	9 798	22 453	8 788	39%
	23186	41 717	0	21 385	8 539	40%
	23188	73 140	20 797	38 137	11 256	30%
	23189	120 640	30 401	65 024	20 644	32%
	23190	81 793	21 500	54 006	15 217	28%
	23193	9 425	2 291	5 240	1 691	32%
	23194	22 867	6 624	14 504	4 474	31%
Horeca	23184	19 375	2 291	8 796	4 488	51%
	23185	103 500	2 884	41 453	33 741	81%
	23186	112 884	-28	51 060	37 689	74%
	23188	36 404	2 995	15 103	11 617	77%
	23189	23 198	6 886	14 124	4 081	29%
	23190	5 548	1 725	3 355	907	27%
	23193	12 779	2 029	4 853	2 938	61%
	23194	10 005	856	3 281	1 944	59%
Distribuidores	23184	15 249	1 463	5 936	3 170	53%
	23185	11 647	994	5 860	2 833	48%
	23186	22 742	-14	8 777	5 540	63%
	23188	10 309	2 167	5 528	2 187	40%
	23189	23 584	6 541	13 647	5 105	37%
	23190	17 071	3 271	8 998	3 877	43%
	23193	6 224	345	2 043	1 323	65%
	23194	18 271	83	9 067	5 013	55%
Geral	23184	135 433	48 811	80 876	21 347	26%
	23185	314 930	63 894	146 831	62 416	43%
	23186	537 289	11 472	284 343	122 235	43%
	23188	418 209	173 839	293 139	68 463	23%
	23189	565 000	207 856	333 671	83 071	25%
	23190	492 412	164 248	301 221	80 378	27%
	23193	127 843	45 913	86 262	22 495	26%
	23194	154 546	35 135	79 851	26 180	33%

À semelhança da Família X, na Família Z as séries cronológicas estudadas apresentam maioritariamente uma dispersão elevada dos dados. Curiosamente, quando se analisa cada referência individualmente, independentemente do canal (geral), a dispersão de dados é média, Tabela 4-7

Para seleccionar os modelos que mais se adequam às referências estudadas nesta dissertação é necessário estudar de forma mais técnica a existência de certos comportamentos, tal como a presença de sazonalidade, e não confiar apenas na análise efetuada através de gráficos de linhas realizada na secção 3.4.2. Para analisar a presença de sazonalidade recorreu-se ao coeficiente de *Pearson* para determinar a autocorrelação com um desfasamento de $k=12$

Na Figura 4-2 pode observar-se que numa das referências da Família X existe uma correlação positiva nos *lags* 12 e 24, revela a existência de sazonalidade de 12 períodos. Para além disso, verifica-se que não há correlação para *lags* superiores a 25.

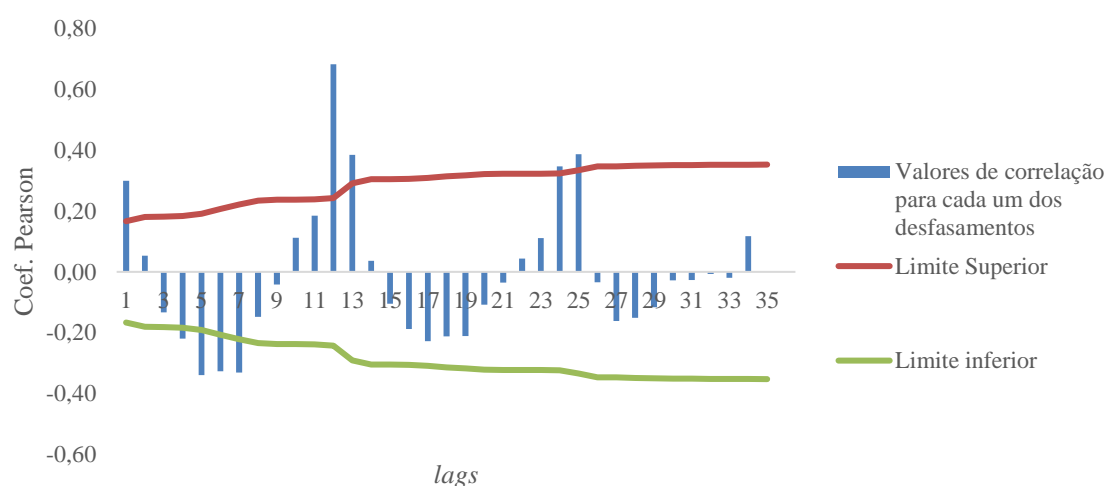


Figura 4-2 Autocorrelação da Referência 25515

Da mesma forma que se concluiu que existia uma sazonalidade de 12 períodos na referência da Família X, a referência 23096 da Família Y também se caracteriza por uma sazonalidade de 12 períodos como se pode verificar na Figura 4-3.

Quando se analisa a Figura 4-4 com a autocorrelação da referência 23185 da Família Z, verifica-se que é distinta das que foram mostradas anteriormente. Tal deve-se ao facto desta Família ser característica do canal Alimentar e, dessa forma, haja mais flutuações na série cronológica devido às campanhas promocionais a que este canal está sujeito. Assim, esta referência não mostra a existência de sazonalidade, mas sim a possibilidade de existir tendência.

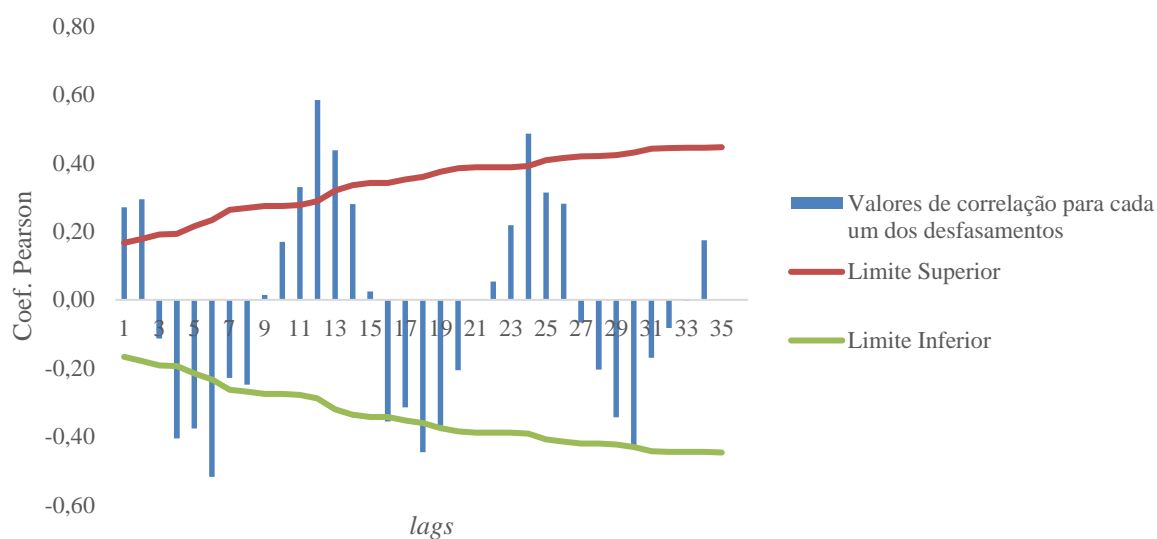


Figura 4-3 Autocorrelação da Referência 23096

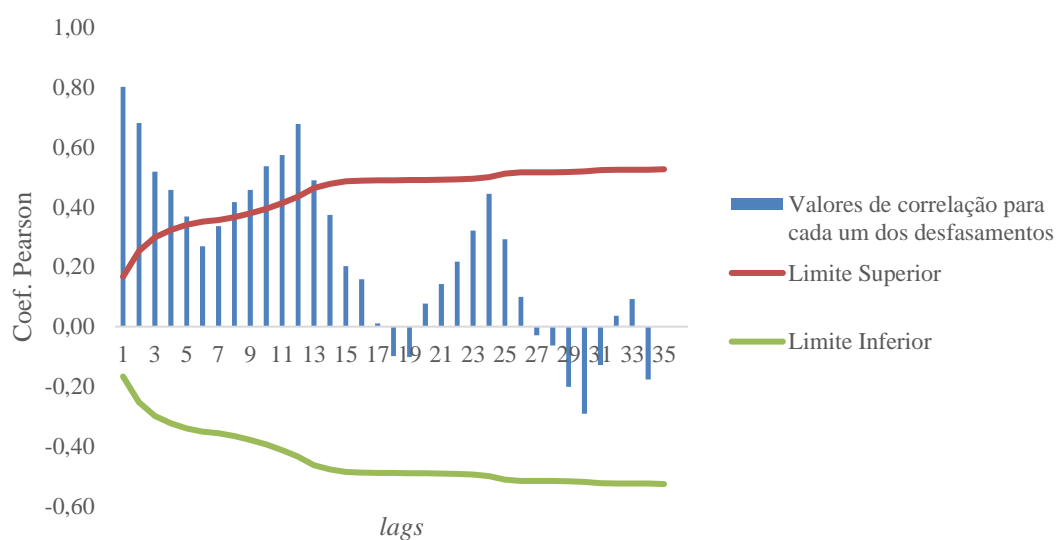


Figura 4-4 Autocorrelação da Referência 23185

A autocorrelação com desfasamento de 1 a 12, usando o coeficiente de *Pearson*, foi realizada a todas as referências estudadas e os gráficos correspondentes estão apresentados para a Família x no Anexo E -, para a Família Y no Anexo F - e para a Família Z- no Anexo G -.

4.3 Modelos de Previsão a Aplicar

Após ter sido efetuada uma análise do comportamento das referências selecionadas, concluiu-se que a maior parte apresentava uma sazonalidade anual bem definida, sendo que, por vezes esse padrão é inexistente nas referências do canal Alimentar. Muitas das referências também apresentam uma tendência, na maior parte das vezes, positiva, porém esta é muito ténue não

estando bem definida sendo quase desprezável. Tendo em conta esta informação optou-se por aplicar os mesmos modelos a todas as referências.

Uma vez que a sazonalidade está presente neste tipo de referências, decidiu-se aplicar dois modelos distintos que modelam a sazonalidade, o Modelo de *Holt-Winters* e o Modelo da Decomposição Clássica.

4.4 Hipóteses de Aplicação dos Modelos de Previsão

Para a determinação dos parâmetros dos modelos anteriormente referidos recorreu-se ao *MSE Excel*. É de notar que para o Modelo de *Holt-Winters* foi necessário recorrer ao suplemento Solver de forma a estimar os parâmetros α , β e γ na fase de ajustamento que a minimizam o erro associado.

Neste trabalho estudaram-se 3 hipóteses diferentes de prever a procura de cada referência que se apresentam na **Error! Reference source not found.**

- **Hipótese 1:** Modelação da Família, desagregação nas referências seguida de desagregação nos canais. Através dos modelos selecionados, modela-se cada Família de referências como um todo, isto é, independentemente das referências que compõem a Família em estudo. Após o cálculo da previsão em relação ao conjunto de referências da Família é necessário proceder à primeira desagregação. Esta desagregação tem como objetivo determinar a previsão de vendas de cada uma das referências que compõem a Família estudada. Depois, é necessário efetuar outra desagregação, do valor da previsão de vendas de cada referência em cada canal consoante, o peso de cada referência em cada canal. Os pesos utilizados nas duas desagregações são calculados consoante a quota de cada referência relativamente à Família a que pertence e à quota de cada referência relativamente ao canal, com base na amostra de 3 anos, respetivamente. É de notar que apenas se efetuam desagregações para os primeiros quatro meses do ano de 2018, dado que foram os únicos dados recolhidos para a validação.
- **Hipótese 2:** Modelação da referência e desagregação nos canais. Esta hipótese tem como objetivo calcular a previsão de vendas de cada referência independentemente do canal. Em seguida é necessário fazer a desagregação da previsão por canal obtendo-se as previsões de vendas de cada referência em cada um dos canais. A desagregação que ocorre nesta hipótese tem como base a quota de cada referência relativamente a cada canal.
- **Hipótese 3:** Modelação de cada referência em cada canal. A última hipótese a ser testada é aquela que vai ao maior detalhe. Isto é, a aplicação do modelo determina a previsão de vendas de cada uma das referências em cada um dos canais.

As três hipóteses têm como objetivo analisar se é mais vantajoso para a empresa prever as vendas ao nível da Família de referências e depois proceder à sua desagregação ou se é preferível prever as vendas de cada referência em cada canal.

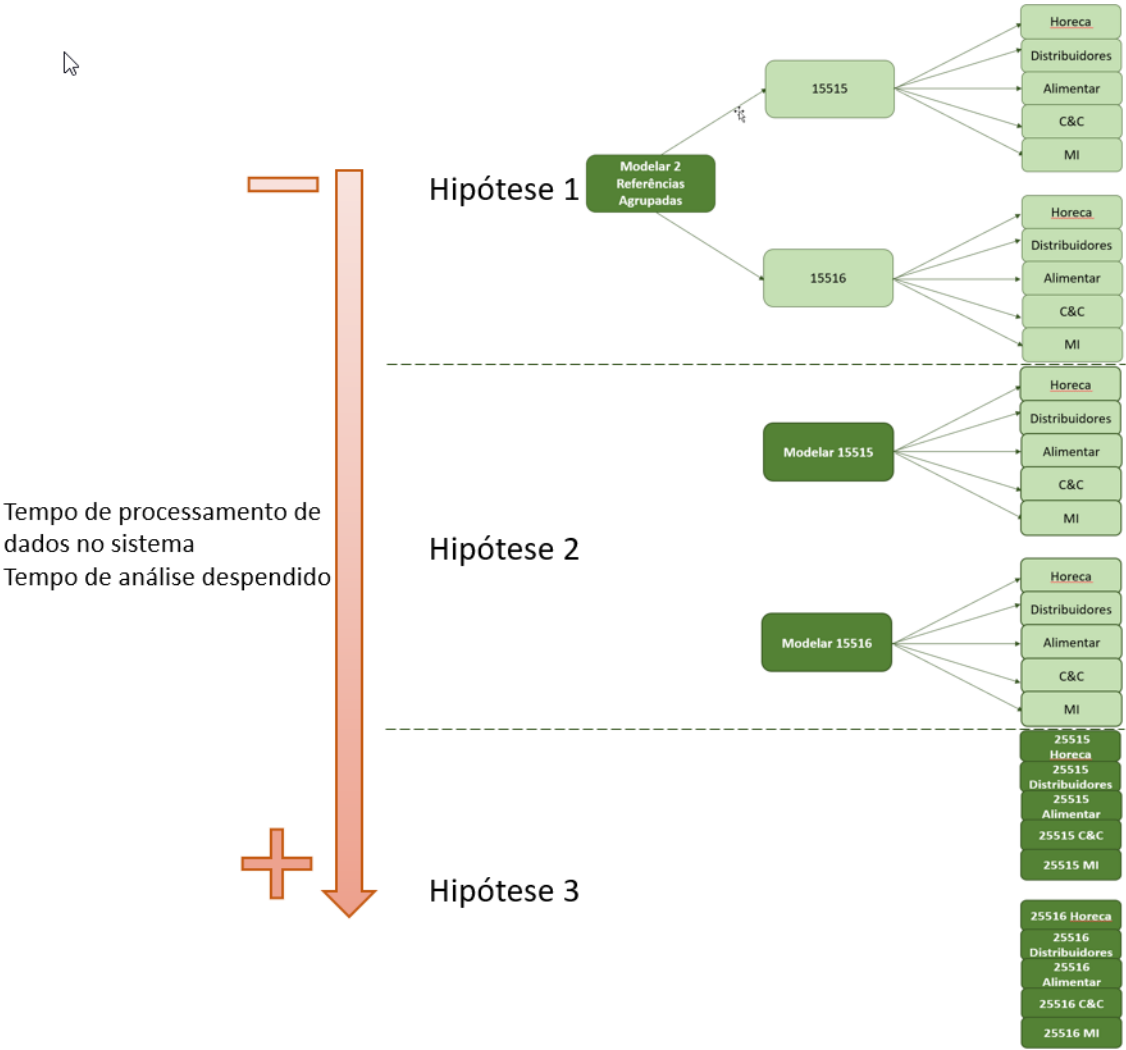


Figura 4-5 Hipóteses Testadas

4.5 Amostras de Ajustamento e Validação

A Figura 4-6 esquematiza o horizonte temporal dos dados que se usou para o cálculo da previsão de vendas das referências da Sumol+Compal que compreende um histórico de 3 anos (2015, 2016 e 2017), contabilizando assim 36 observações mensais. Para além destas 36 observações também se usou os primeiros quatro meses de 2018 para efetuar uma validação dos modelos de previsão desenvolvidos, isto é, analisar a sua precisão. Verificou-se que 36 observações para a amostra de ajustamento é o mínimo para a aplicação dos modelos selecionados. Não haveria forma de aumentar esta amostra, uma vez que o sistema da Sumol+Compal apenas guarda um histórico de 3 anos.



Figura 4-6 Amostra de Dados Utilizada no Cálculo da Previsão de Vendas

Após o desenvolvimento de um modelo de previsão, é necessário avaliar a sua capacidade preditiva, tendo em conta a amostra de ajustamento. Todas as desagregações e agregações que se realizam para o cálculo das previsões de vendas nas 3 hipóteses descritas na secção 4.4 são efetuadas apenas para os primeiros 4 períodos que o modelo previu, que correspondem aos primeiros 4 meses de 2018, período de validação, janeiro, fevereiro, março e abril de 2018). Este período é o período de validação (janeiro, fevereiro, março e abril), que se pode visualizar na Figura 4-6 a verde escuro. Seria mais benéfico e tornaria a análise dos modelos selecionados para cada família/referência mais precisa se a amostra de validação fosse superior a 4 meses, isto é, seria mais representativa.

4.6 Avaliação dos Modelos

A avaliação dos modelos que serão desenvolvidos nesta dissertação baseia-se na capacidade que cada um dos modelos detém em prever as vendas. A avaliação da capacidade preditiva centra-se na análise dos desvios que ocorrem entre as quantidades de cada referência que os modelos preveem em relação à quantidade realmente vendida.

Para se avaliar cada um dos modelos estudados teve-se como base a análise de diferentes dados estatísticos tanto relativamente à amostra de ajustamento como à amostra de validação.

Na fase de ajustamento avalia-se a qualidade dos modelos com recurso ao erro médio (EM), ao erro absoluto médio (EAM), à raiz quadrada do erro quadrático médio (REQM), ao erro percentual absoluto médio (EPAM) e, por fim, através do coeficiente de determinação (R^2). Na amostra de validação apenas se estudou o erro médio e o erro absoluto médio. O desejado através das análises destes dados estatístico é que o R^2 seja o mais elevado e que os valores EM, EAM, REQM e EPAM sejam iguais a zero. O grande objetivo é que os modelos selecionados mitiguem a existência de erro, ou seja, que apresentem bons valores de previsão, de forma a permitir auxiliar o planeamento de produção.

4.7 Critérios para Seleção do Modelo de Previsão

Após se ter modelado através dos 4 modelos selecionados as três Famílias de referências de acordo com as 3 hipóteses referidas na Secção 4.4, o objetivo passa por escolher o modelo que mais se adequa às referências estudadas, bem como qual o modo como deve ser determinada a previsão.

Uma vez que o importante é prever o número de unidades que se vão vender por referência, estabeleceu-se que o critério que irá definir qual o modelo selecionado para cada referência baseia-se na análise do erro global (erro associado à Família de referências) nas 3 hipóteses estudadas. O modelo selecionado é o que apresentar o menor erro associado ao período de validação.

4.8 Previsão de Vendas da Família X

Uma vez que as séries cronológicas de vendas das referências estudadas nesta dissertação apresentam não estacionaridade, a existência de uma ténue tendência positiva ou negativa, dependendo das referências, e por fim a existência de sazonalidade anual vincada, ajustaram-se dois modelos às séries em questão, o Modelo de *Holt-Winters* e o Modelo de Decomposição Clássica.

Dado que se optou por estudar três Famílias de referências, apenas se mostrará nesta secção análise detalhada para a Família X. Para as outras duas Famílias, Y e Z, serão mostrados os resultados finais e as conclusões que se retiram da análise. As análises realizadas para as Famílias Y e Z não estarão apresentadas no corpo deste capítulo.

Os resultados obtidos nesta secção têm por base a amostra de ajustamento e também a amostra de validação. A partir dos resultados da amostra de ajustamento são tiradas as conclusões em relação

à capacidade preditiva de cada modelo. Para a comparação e seleção dos modelos é usada a amostra de validação e o erro médio absoluto.

Uma vez que existe sazonalidade nas séries cronológicas estudadas e também tendência, embora não muito evidente, ajustou-se o Modelo *Holt-Winters* que modela a sazonalidade, o nível e a tendência. Para este modelo optou-se por considerar a tendência aditiva e a sazonalidade na forma multiplicativa e aditiva

Recorreu-se ao *Solver* para otimizar as constantes de alisamentos, α , β e γ , tendo em conta a minimização do EAM, função objetivo definida. Na utilização do *Solver* foi necessário ter-se em conta as restrições de não negatividade das constantes e que nunca sejam superiores a 1 ($0 \leq \alpha \leq 1 \wedge 0 \leq \beta \leq 1 \wedge 0 \leq \gamma \leq 1$).

4.8.1 Modelo de *Holt-Winters* com Sazonalidade Multiplicativa

Nesta secção é aplicado, à Família X, o modelo de *Holt-Winters* em que a sazonalidade está na forma funcional multiplicativa. Foram consideradas as 3 hipóteses consideradas na secção 4.4.

É de notar que sempre que ao longo da dissertação for designado erro global, este erro está associado ao erro da Família independentemente das referências que dela fazem parte e dos canais.

a) Hipótese 1

A série cronológica da Família X no seu conjunto independentemente das referências e canais foi modelada pelo modelo de *Holt-Winters* com sazonalidade multiplicativa.

Na Tabela 4-8 são apresentados os parâmetros e resultados relativos à qualidade do ajustamento do modelo.

Tabela 4-8 Resultados Obtidos do ajuste do Modelo HW Multiplicativo para a Família X Hipótese 1

Estatísticas	Resultado
Parâmetros	$\alpha=0,009; \beta=0,080; \gamma=0,610$
EM	4%
EAM	8%
REQM	9%
EPAM	8%
R²	0,859
Erro validação	-5%
Erro de validação Abs.	10%

Através da Tabela 4-8 verifica-se que o parâmetro com maior valor é o γ , o que permite dizer que a sazonalidade tem uma elevada variabilidade, pelo que o modelo é muito reativo nesta componente.

O coeficiente de determinação (R^2) é aproximadamente 89%, significando que este modelo consegue explicar cerca de 89% da variabilidade presente nos dados. Também se verifica que os valores dos erros apresentados na Tabela 4-8 são todos inferiores a 10%. O EM está muito próximo de zero, o que revela que o modelo tanto está a prever por defeito como por excesso. Idealmente este valor deverá ser igual a zero.

Considerados os parâmetros calculados, as equações 4.1 a 4.4 permitem determinar a previsão de vendas para os próximos meses.

$$\text{Estimativa do Nível: } L_t = 0,009 \frac{Y_t}{S_{t-12}} + (1 - 0,009)(L_{t-1} + T_{t-1}) \quad (4.1)$$

$$\text{Estimativa da tendência: } T_t = 0,08(L_t - L_{t-1}) + (1 - 0,08)T_{t-1} \quad (4.2)$$

$$\text{Estimativa da Sazonalidade: } S_t = 0,61 \frac{Y_t}{L_t} + (1 - 0,61)S_{t-12} \quad (4.3)$$

$$\text{Previsão: } P_{t+p} = (L_t + pT_t)S_{t-12+p} \quad (4.4)$$

Na Tabela 4-9 podem ser visualizados estes valores de vendas previstos pelo modelo, consoante os parâmetros escolhidos, para o ano de 2018. É de notar que todos os valores de vendas recolhidos na empresa Sumol+Compal em KGL (litros), devido a confidencialidade, foram multiplicados por um fator.

Tabela 4-9 Previsão de Vendas (KGL) Usando o Modelo HW Multiplicativo da Família X, Hipótese 1

2018	
Mês	Previsão de vendas (KGL)
Janeiro	1606467
Fevereiro	1439410
Março	2050068
Abril	2065222
Maio	3130622
Junho	3133059
Julho	2690263
Agosto	2759570
Setembro	2270306
Outubro	2208093
Novembro	1807777
Dezembro	1500106

A Figura 4-7 mostra a série real, o ajustamento e a previsão de vendas para os 12 meses de 2018 (37 a 48) das 3 referências da Família X agregadas. O ajustamento é semelhante à série cronológica.

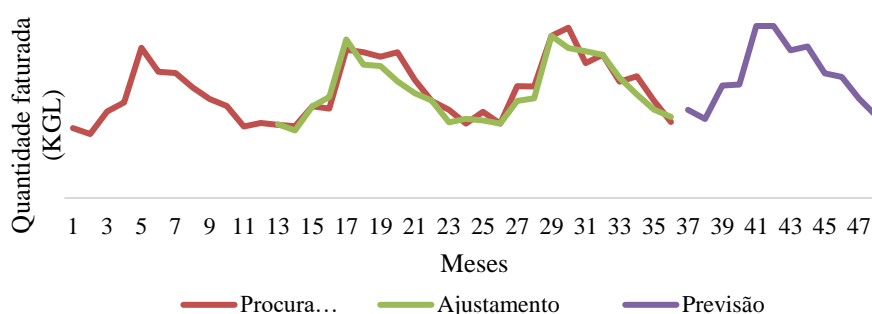


Figura 4-7 Previsão de Vendas das 3 Referências Agregadas da Família X

Após ter sido calculada a previsão de vendas para o ano de 2018, efetua-se a primeira desagregação para os 4 primeiros meses do ano de 2018, para cada referência. Esta desagregação realiza-se com base no peso de cada referência na Família X relativamente à amostra de ajustamento (2015, 2016 e 2017).

Assim multiplicou-se o peso de cada referência pelos valores da previsão determinados pelo modelo de *Holt-Winters*, para o ano de 2018, para se obter o valor das vendas

Para as 3 referências da Família X, o cálculo das previsões de vendas de janeiro de 2018 é o seguinte:

$$Vendas\ 25515 = 1606467 * 0,34 = 433288$$

$$Vendas\ 25516 = 1606467 * 0,64 = 926634$$

$$Vendas\ 25525 = 1606467 * 0,03 = 37006$$

A Tabela 4-10 apresenta o peso de cada referência no negócio relacionado com a Família X e as vendas desagregadas para cada uma das referências.

De seguida, já com os valores das vendas para cada referência calculados, calcula-se a diferença existente entre o valor de vendas real e o valor de vendas que o modelo previu, erro associado, é mostrado na Tabela 4-10.

Segundo a Tabela 4-10, o valor previsto através do modelo de *Holt-Winters* para o mês 1 da referência 25515 é inferior ao que efetivamente foi vendido no mês de janeiro de 2018, pelo que o erro associado é positivo, uma vez que o modelo previu por defeito.

Após ter sido calculado o erro correspondente a cada referência, foi calculada a média dos erros dos quatro meses, variando entre -5% e 29%, Tabela 4-10. O modelo previu por excesso nas referências 25515 e 25516 e por defeito na referência 25525.

Tabela 4-10 Dados Relativos à Família X na Hipótese 1- Modelo HW Multiplicativo

		% do peso	Previsão	Valor Real	Erro	% de Erro	Média % erro
25515	Mês 1	34%	539 905	543 492	3 587	1%	
	Mês 2		483 760	481 385	-2 375	0%	
	Mês 3		688 991	566 408	-122 583	-22%	
	Mês 4		694 085	626 940	-67 145	-11%	-8%
25516	Mês 1	64%	1 024 112	1 125 404	101 292	9%	
	Mês 2		917 614	938 276	20 662	2%	
	Mês 3		1 306 904	1 014 617	-292 286	-29%	
	Mês 4		1 316 565	1 288 368	-28 197	-2%	-5%
25525	Mês 1	3%	42 450	66 288	23 838	36%	
	Mês 2		38 036	59 381	21 345	36%	
	Mês 3		54 172	62 207	8 035	13%	
	Mês 4		54 573	77 818	23 245	30%	29%

Depois da desagregação da previsão de vendas para cada referência, procede-se à segunda desagregação. Esta desagregação tem como objetivo desagregar cada referência por canal, utilizando a mesma lógica anterior, isto é, fazendo o produto entre o peso de cada referência em cada canal e a previsão de vendas que se obteve na primeira desagregação. Considerando a referência 25515, a sua previsão de vendas é apresentada para os primeiros 4 meses de 2018 para cada canal na Tabela 4-11.

Tabela 4-11 Dados Relativos à Referência 25515, Hipótese 1- Modelo HW Multiplicativo

		25515				
		% do peso	Previsão	Valor Real	Erro	% de Erro
Mês 1	Alimentar	1%	2 860	3 279	-419	-13%
	C&C	6%	30 297	24 373	5 924	24%
	Distribuidores	19%	105 178	96 408	8 770	9%
	Horeca	74%	401 571	419 433	-17 862	-4%
Mês 2	Alimentar	1%	2 563	1 485	1 079	73%
	C&C	6%	27 146	21 331	5 814	27%
	Distribuidores	19%	94 240	54 766	39 474	72%
	Horeca	74%	359 811	403 803	-43 992	-11%
Mês 3	Alimentar	1%	3 650	6 139	-2 489	-41%
	C&C	6%	38 662	24 519	14 143	58%
	Distribuidores	19%	134 221	81 507	52 714	65%
	Horeca	74%	512 458	454 243	58 215	13%
Mês 4	Alimentar	1%	3 678	4 089	-412	-10%
	C&C	6%	38 948	69 248	-30 300	-44%
	Distribuidores	19%	135 214	99 377	35 836	36%
	Horeca	74%	516 247	494 892	21 354	4%
Média dos erros 4 meses		Alimentar: -2%; C&C: -16%; Distribuidores: -45%; Horeca: 0%				

O canal Horeca é o que apresenta um maior peso para a referência 25515, os resultados desta referência no canal Horeca têm uma maior contribuição para que o erro global. Analisando a Tabela 4-11 a referência 25515 os canais Horeca e Alimentar são os que apresentam erros médio em relação aos 4 meses mais próximos de zero, indicando que, através da desagregação, as previsões de vendas, por vezes, estão sobrestimadas e ou estão subestimadas. No canal

Distribuidores a percentagem de erro nos 4 meses não é semelhante, ou seja, no mês 1 o erro é baixo, no entanto nos restantes canais o erro já é elevado.

Da mesma forma que para a referência 25515 o canal que apresenta um maior volume de vendas para a referência 25516 é o Horeca. Nota-se que a existência de erros positivos e negativos, o que indica, mais uma vez, que as vendas estão abaixo ou acima do valor real, Tabela 4-12.

Tabela 4-12 Dados Relativos à Referência 25516, Hipótese 1- Modelo HW Multiplicativo

		25516				
		% do peso	Previsão	Valor Real	Erro	% de Erro
Mês 1	Alimentar	0%	3 954	2 374	-1 580	-67%
	C&C	6%	58 877	57 394	-1 482	-3%
	Distribuidores	10%	102 600	134 729	32 130	24%
	Horeca	84%	858 682	930 907	72 225	8%
Mês 2	Alimentar	0%	3 543	2 042	-1 501	-73%
	C&C	6%	52 754	50 425	-2 329	-5%
	Distribuidores	10%	91 931	74 534	-17 397	-23%
	Horeca	84%	769 387	811 274	41 888	5%
Mês 3	Alimentar	0%	5 045	2 774	-2 271	-82%
	C&C	6%	75 134	48 024	-27 110	-56%
	Distribuidores	10%	130 931	83 545	-47 386	-57%
	Horeca	84%	1 095 794	880 274	-215 519	-24%
Mês 4	Alimentar	0%	5 083	3 119	-1 964	-63%
	C&C	6%	75 690	69 248	-6 441	-9%
	Distribuidores	10%	131 899	148 571	16 672	11%
	Horeca	84%	1 103 893	1 067 430	-36 463	-3%
Média dos erros 4 meses		Alimentar: -71%; C&C: -18%; Distribuidores: -11%; Horeca: -4%				

Contrariamente às referências 25515 e 25516 o canal que tem um maior peso para a referência 25525 é o Alimentar, e por isso na Tabela 4-13 é o canal que apresenta erros mais reduzidos.

Tabela 4-13 Dados Relativos à Referência 25525, Hipótese 1- Modelo HW Multiplicativo

		25525				
		% do peso	Previsão	Valor Real	Erro	% de Erro
Mês 1	Alimentar	96%	40 696	62 814	-22 118	-35%
	C&C	0%	0	-	-	
	Distribuidores	4%	1 521	2 111	-590	-28%
	Horeca	1%	232	1 363	-1 130	-83%
Mês 2	Alimentar	96%	36 464	55 818	-19 353	-35%
	C&C	0%	0	-	-	
	Distribuidores	4%	1 363	2 236	-873	-39%
	Horeca	1%	208	1 328	-1 120	-84%
Mês 3	Alimentar	96%	59 637	58 767	869	1%
	C&C	0%	0	-	-	
	Distribuidores	4%	2 229	2 236	-7	0%
	Horeca	1%	340	1 204	-864	-72%
Mês 4	Alimentar	96%	52 318	59 371	-7 053	-12%
	C&C	0%	0	-	-	
	Distribuidores	4%	1 956	16 850	-14 894	-88%
	Horeca	1%	299	1 597	-1 298	-81%
Média do erro dos 4 meses		Alimentar: 20%; Distribuidores: 39%; Horeca: 80%				

Após se analisarem as Tabela 4-11, Tabela 4-12 e Tabela 4.13 verifica-se que os canais que representam um maior peso numa determinada referência são os que têm os erros de previsão mais reduzidos. Tal evidencia que quando se está a modelar, uma série quanto maior for o volume de vendas mais preciso parece ser o modelo.

b) Hipótese 2

A hipótese 2 tem como objetivo modelar cada referência individualmente para o conjunto dos canais, através do modelo de *Holt-Winters*.

As séries cronológicas de vendas das referências 25515, 25516 e 25525 foram modeladas. Na Tabela 4-14 apresenta-se a qualidade do modelo de *Holt Winter* aplicado a cada referência.

Tabela 4-14 Resultados Obtidos do Ajuste do Modelo HW Multiplicativo para Família X, Hipótese 2

Estatísticas	25515	25516	25525
Parâmetros	$\alpha=0,01$; $\beta=0,058$; $\gamma=0,794$,	$\alpha=0,126$; $\beta=0,075$; $\gamma=0,392$,	$\alpha=0,123$; $\beta=0,127$; $\gamma=0,69$,
EM	-3%	1%	3%
EAM	10%	8%	11%
REQM	12%	10%	12%
EPAM	10%	8%	11%
R²	0,811	0,850	0,790
Erro de validação	-2%	-12%	12%
Erro de validação absoluto	9%	14%	12%

Após a análise da Tabela 4-14 verifica-se que o parâmetro γ é o que tem um maior valor, pelo que evidencia a importância de se ter em conta a sazonalidade existente no comportamento das referências estudadas. A partir do valor dos coeficientes de determinação (R^2) verifica-se que o modelo é capaz de explicar entre 79% e 85% da variabilidade presente nos dados das três referências.

Tal como na hipótese 1, nesta etapa é necessário desagregar cada referência nos 4 canais existentes. A Tabela 4-15 apresenta os valores dos erros que advém dessa desagregação para a referência 25515.

Os erros de previsão para esta hipótese são muito semelhantes aos da hipótese 1. Tanto no mês 1 como no mês 4, em dois dos canais a previsão de vendas é superior ao valor real e nos outros dois a previsão de vendas é inferior ao valor real. Ao comparar as vendas do mesmo mês em diferentes canais, o ideal é que o erro associado a cada canal seja zero. No entanto, se num canal a previsão foi por excesso e noutro por defeito, as previsões compensam-se. As

Tabela 4-16 e Tabela 4-17 apresentam os erros para as referências 25516 e 25525, respetivamente.

Tabela 4-15 Dados Relativos à Referência 25515, Hipótese 2- Modelo HW Multiplicativo

		25515				
		% do peso	Previsão	Valor Real	Erro	% de Erro
Mês 1	Alimentar	1%	2 658	3 279	621	19%
	C&C	6%	28 143	24 373	-3 770	-15%
	Distribuidores	19%	97 701	96 408	-1 293	-1%
	Horeca	74%	373 023	419 433	46 409	11%
Mês 2	Alimentar	1%	2 367	1 485	-882	-59%
	C&C	6%	25 070	21 331	-3 739	-18%
	Distribuidores	19%	87 034	54 766	-32 268	-59%
	Horeca	74%	332 299	403 803	71 504	18%
Mês 3	Alimentar	1%	3 447	6 139	2 692	44%
	C&C	6%	36 499	24 519	-11 980	-49%
	Distribuidores	19%	126 712	81 507	-45 204	-55%
	Horeca	74%	483 785	454 243	-29 542	-7%
Mês 4	Alimentar	1%	3 552	4 089	537	13%
	C&C	6%	37 626	69 248	31 623	46%
	Distribuidores	19%	130 623	99 377	-31 246	-31%
	Horeca	74%	498 718	494 892	-3 826	-1%
Erro médio dos 4 meses		Alimentar: 4%; Distribuidores: -9%; C&C: -37%; Horeca: 5%				

Tabela 4-16 Dados relativos à Referência 25516, Hipótese 2 - Modelo HW Multiplicativo

		25516				
		% do peso	Previsão	Valor Real	Erro	% de Erro
Mês 1	Alimentar	0%	4 224	2 374	-1 850	-78%
	C&C	6%	62 905	57 394	-5 511	-10%
	Distribuidores	10%	109 621	134 729	25 108	19%
	Horeca	84%	917 446	930 907	13 461	1%
Mês 2	Alimentar	0%	3 818	2 042	-1 776	-87%
	C&C	6%	56 863	50 425	-6 438	-13%
	Distribuidores	10%	99 091	74 534	-24 557	-33%
	Horeca	84%	829 313	811 274	-18 039	-2%
Mês 3	Alimentar	0%	5 341	2 774	-2 567	-93%
	C&C	6%	79 520	48 024	-31 496	-66%
	Distribuidores	10%	138 575	83 545	-55 030	-66%
	Horeca	84%	1 159 761	880 274	-279 487	-32%
Mês 4	Alimentar	0%	5 514	3 119	-2 395	-77%
	C&C	6%	82 117	69 248	-12 869	-19%
	Distribuidores	10%	143 100	148 571	5 471	4%
	Horeca	84%	1 197 635	1 067 430	-130 205	-12%
Erro médio dos 4 meses		Alimentar: -84%; Distribuidores: -27%; C&C: -19%; Horeca: -11%				

Após a leitura da

Tabela 4-16, verifica-se que na referência 25516 os erros são na maior parte negativos indicando que após a desagregação as previsões de vendas estão a ser superiores ao valor real das vendas.

Os resultados em relação à referência 25525 que se visualizam através da Tabela 4-17 diferenciam-se mais dos resultados relativamente às referências 25515 e 25516, isto é, os erros menores nesta referência estão associados ao canal Alimentar, uma vez que, a referência 25516 tem um peso maior neste canal. Os erros relativamente a cada mês e cada canal são todos positivos

à exceção do mês 4 no canal Alimentar, ou seja, após se efetuar a desagregação os valores de previsão de vendas são inferiores aos valores reais.

Tabela 4-17 Dados Relativos à Referência 25525, Hipótese 2- Modelo HW Multiplicativo

		25525				
		% do peso	Previsão	Valor Real	Erro	% de Erro
Mês 1	Alimentar	96%	48 453	62 814	14 361	23%
	C&C	0%	-	-	-	
	Distribuidores	4%	1 811	2 111	300	14%
	Horeca	1%	277	1 363	1 086	80%
Mês 2	Alimentar	96%	50 630	55 818	5 188	9%
	C&C	0%	-	-	-	
	Distribuidores	4%	1 893	2 236	343	15%
	Horeca	1%	289	1 328	1 040	78%
Mês 3	Alimentar	96%	57 714	58 767	1 053	2%
	C&C	0%	-	-	-	
	Distribuidores	4%	2 157	2 236	78	4%
	Horeca	1%	330	1 204	874	73%
Mês 4	Alimentar	96%	66 515	59 371	-7 144	-12%
	C&C	0%	-	-	-	
	Distribuidores	4%	2 486	16 850	14 364	85%
	Horeca	1%	380	1 597	1 218	76%
Erro médio dos 4 meses		Alimentar: 5%; Distribuidores: 30%; Horeca: 77%				

Para finalizar a hipótese 2, calculou-se novamente a média dos erros relativos aos quatro meses de validação, (última linha das Tabela 4-15, Tabela 4-16 e Tabela 4-17). Os erros médios nos 4 meses apresentados nas Tabela 4-15, Tabela 4-16 e Tabela 4-17 são menores nos canais onde as referências têm maior peso. É de notar que quase todos os valores da Tabela 4-17 apresentam erros positivos, o que indica que o modelo está a prever sistematicamente por defeito, o que pode levar a rotura de *stock* se o *stock* de segurança não conseguir cobrir o que está em falta e consequentemente irá criar insatisfação dos clientes.

c) Hipótese 3

Na hipótese 3 não é necessário fazer qualquer tipo de desagregação dos valores de previsão das, uma vez que a modelação que se efetua nesta hipótese é relativamente às vendas previstas em relação à referência e canal.

Como referido anteriormente na secção 4.1, na hipótese 3 as vendas relativamente à referência 25525 nos canais Horeca, C&C e Distribuidores não foram previstas uma vez que esta referência possui numerosas vendas nulas e os modelos selecionados não são apropriados para estas séries cronológicas.

Na Tabela 4-18 são apresentados os valores estatísticos relativamente à amostra de ajustamento para o canal Alimentar e valores das constantes de alisamento para o modelo de *Holt-Winters*.

Tabela 4-18 Resultados Obtidos do Ajuste do Modelo HW Multiplicativo para a Família X no canal Alimetar Hipótese 3

Canal Alimentar			
Estatísticas	25515	25516	25525
Parâmetros	$\alpha=0,011; \beta=0,488; \gamma=0,290$	$\alpha=0,023; \beta=0,090; \gamma=0,340$	$\alpha=0,179; \beta=0,280; \gamma=0,789$
EM	31%	7%	0%
EAM	49%	32%	9%
REQM	56%	41%	12%
EPAM	48%	32%	9%
R²	-0,140	0,207	0,808
Erro Validação	25%	3%	8%
Erro validação Abs	25%	20%	12%

Segundo a Tabela 4-18 no caso das referências 25515 e 25516 a constante de alisamento relativa à sazonalidade não é tão elevada como na referência 25525. Nota-se claramente que o modelo nas referências 25515 e 25516 apresenta um coeficiente de determinação (R^2) muito baixo, em relação à referência 25525. Esta diferença entre os valores do coeficiente de determinação (R^2) acontece uma vez que no canal Alimentar a referência 25525 tem um volume de vendas elevado ao contrário das referências 25515 e 25516.

De seguida procedeu-se à mesma análise para os restantes canais, C&C, Distribuidores e Horeca, cujos resultados encontram-se na Tabela 4-19, Tabela 4-20 e Tabela 4-21.

Tabela 4-19 Resultados Obtidos do Ajuste do Modelo HW Multiplicativo para a Família X no C&C, Hipótese 3

C&C		
Estatísticas	25515	25516
Parâmetros	$\alpha=0,000; \beta=0,626; \gamma=0,229,$	$\alpha=0,044; \beta=0,003; \gamma=0,145$
EM	-9%	-2%
EAM	21%	17%
REQM	26%	23%
EPAM	19%	17%
R²	0,487	0,591
Erro de validação	-44%	-14%
Erro de validação abs.	44%	24%

Tabela 4-20 Resultados Obtidos do Ajuste do Modelo HW Multiplicativo Família X Distribuidores, Hipótese 3

Distribuidores		
Estatísticas	25515	25516
Parâmetros	$\alpha=0,169; \beta=0,727; \gamma=0,100$	$\alpha=0,009; \beta=0,000; \gamma=0,644$
EM	-19%	10%
EAM	48%	33%
REQM	70%	41%
EPAM	48%	33%
R²	0,508	0,713
Erro de validação	-13%	5%
Erro de validação abs.	53%	46%

Tabela 4-21 Resultados Obtidos do Ajuste do Modelo HW Multiplicativo Família X no Horeca, Hipótese 3

	Horeca	
Estatísticas	25515	25516
Parâmetros	$\alpha=0,051; \beta=0,078; \gamma=0,459, \quad \alpha=0,048; \beta=0,08; \gamma=0,677$	
EM	1%	2%
EAM	7%	8%
REQM	9%	11%
EPAM	7%	8%
R²	0,732	0,796
Erro de validação	3%	-10%
Erro de validação abs.	5%	10%

Ao analisar-se a Tabela 4-19 verifica-se que o erro (EM) e o erro absoluto (EAM) apresentam uma diferença de valores elevada relativamente à amostra de ajustamento e à amostra de validação, sendo que amostra de validação apresenta erros mais elevados. Esta diferença pode ser explicada pelo facto de a dimensão das duas amostras ser diferente (ajustamento 36 observações e validação 4 observações). Dado que a amostra de validação é reduzida basta que um dos meses apresente um erro elevado em relação aos restantes 3 meses que o erro médio será logo influenciado negativamente. Outra conclusão que se retira a partir da Tabela 4-19 é que o erro de validação e o erro de validação absoluto são simétricos, que significa que os erros de validação relativamente à referência 25515 no canal C&C nos 4 meses são todos negativos, logo o modelo está constantemente a prever por excesso.

Através das Tabela 4-19,

Tabela 4-20 e Tabela 4-21 verifica-se, pelo erro médio que a previsão da referência 25515 nos canais C&C e Distribuidores é superior ao valor real, já as restantes referências têm uma previsão por defeito. As referências 25516 e 25525 nos 3 canais apresentam um coeficiente de determinação (R^2) relativamente elevado, conseguindo explicar grande parte da variabilidade dos valores.

d) Comparação das 3 hipóteses estudadas

Em síntese podemos visualizar a partir da Tabela 4-22 as três hipóteses analisadas adotando o modelo de *Holt-Winters* com sazonalidade multiplicativa. Para esta análise foi utilizado o erro de validação absoluto.

Tabela 4-22 Comparação das 3 Hipóteses no Modelo de HW com Sazonalidade Multiplicativa

Família X/Hipótese		1ª	2ª	3ª	1ª	2ª	3ª
Referência (ponderação)		Global referência					
25515 (34%)	Alimentar (1%)	34%	34%	25%	8%	9%	17%
	C&C (6%)	38%	32%	44%			
	Distribuidores (19%)	45%	37%	53%			
	Horeca (74%)	8%	9%	5%			
25516 (64%)	Alimentar (0%)	71%	85%	20%	11%	14%	14%
	C&C (6%)	18%	33%	24%			
	Distribuidores (10%)	29%	39%	46%			
	Horeca (84%)	10%	15%	10%			
25525 (3%)	Alimentar (96%)	21%	11%	12%	29%	12%	12%
	C&C (0%)	NA	NA	NA			
	Distribuidores (4%)	39%	30%	NA			
	Horeca (1%)	80%	77%	NA			
Global		10%	12%	15%			

Legenda: → Valores determinados a partir da modelação
 → Valores determinados a partir da desagregação com base nas cotas de referência e canal
 → Valores determinados a partir da agregação dos erros com base nas cotas de referência e canal
NA → Não aplicável

Com sombreado a cinzento na Tabela 4-22 estão representados todos os erros que foram calculados a partir da modelação com o modelo de *Holt-Winters*. As células com sombreado de cor laranja, estão identificados todos os valores que sofreram desagregações a partir dos valores de previsão de vendas. Para a hipótese 1 estes valores foram retirados da Tabela 4-10 à Tabela 4-13 e para a hipótese 2 os valores identificados com a cor laranja foram retirados da Tabela 4-15 à Tabela 4-17.

Com todos os cálculos efetuados anteriormente a Tabela 4-22 ficou completa na sua maioria, no entanto existem 5 células desta tabela que ainda não tinham sido calculadas até então, células que estão identificadas com o fundo branco.

Para se proceder aos cálculos das células acima descritas foi necessário agregar-se os valores mais detalhados num só. Este procedimento realiza-se de forma contrárias às desagregações que se efetuam nas hipóteses 2 e 3. Para calcular os valores identificados com células brancas da hipótese 2 e 3 procedeu-se da seguinte forma:

- Hipótese 2

$$\begin{aligned} \text{Erro Global} = & \text{Peso}_{25515} * \text{Erro de validação}_{25515} + \text{Peso}_{25516} * \text{Erro de validação}_{25516} \\ & + \text{Peso}_{25525} * \text{Erro de validação}_{25525} \end{aligned}$$

$$Erro\ Global = 34\% * 9\% + 64\% * 14\% + 3\% * 12\% = 12\%$$

- Hipótese 3

$$Erro\ 25515 = Peso\ 25515_{ali} * Erro\ de\ val_{.ali} + Peso\ 25515_{c\&c} * Erro\ de\ val_{.c\&c} + \\ Peso\ 25515_{dis} * Erro\ de\ val_{.dis} + Peso\ 25515_{hor} * Erro\ de\ val_{.hor} +$$

$$Erro\ 25515 = 1\% * 25\% + 6\% * 44\% + 19\% * 53\% + 74\% * 5\% = 17\%$$

$$Erro\ 25516 = 0\% * 20\% + 6\% * 24\% + 10\% * 46 + 84\% * 10\% = 14\%$$

$$Erro\ 25525 = 96\% * 12 = 12\%$$

$$Erro\ Global = Peso_{25515} * Erro\ de\ validação_{25515} + Peso_{25516} * Erro\ de\ validação_{25516} \\ + Peso_{25525} * Erro\ de\ validação_{25525}$$

$$Erro\ Global = 34\% * 17\% + 64\% * 14\% + 3\% * 12\% = 15\%$$

Através da Tabela 4-22 verifica-se que a hipótese que apresenta um erro global menor para a referência é a hipótese 1, ou seja, é preferível modelar as referências todas agregadas e posteriormente desagregar por referência e canal consoante os pesos, caso se queira determinar uma previsão para cada individualmente. É de notar que nas referências 25515 e 25516 o erro é sempre menor no canal Horeca em relação aos restantes canais, isto porque é o canal com uma maior regularidade a nível do comportamento dos dados e também porque é o canal que mais vende estas duas referências.

Quando se analisa o erro associado a cada referência independentemente do canal verifica-se que a hipótese 2 é a que apresenta um erro menor para as referências 25515 e 25516, para a referência 25525 não se verifica o mesmo, uma vez, que as hipóteses 2 e 3 apresentam um erro menor à hipótese 1.

4.8.2 Modelo de *Holt-Winters* com Sazonalidade Aditiva

Nesta secção é aplicado, à Família X, o modelo de *Holt-Winters* em que a sazonalidade está na forma funcional aditiva. Foram consideradas as 3 hipóteses consideradas na secção 4.4.

a) Hipótese 1

Tabela 4-23 Resultados Obtidos do Ajuste do Modelo HW Aditivo para a Família X,
Hipótese 1

Estatísticas	Resultado
Parâmetros	$\alpha=0; \beta=0,02; \gamma=0,81,$
EM	0%
EAM	17%
REQM	21%
EPAM	17%
R ²	0,961
Erro de validação	-7%
Erro de validação abs.	9%

Segundo a Tabela 4-23, mais uma vez, e como era de esperar, o parâmetro que apresenta um maior peso é novamente o γ . A frequência deste parâmetro ser o que apresenta um maior peso vem evidenciar, cada vez mais, a forte presença da sazonalidade nas referências estudadas.

Considerando os parâmetros calculados, as equações 4.5 a 4.8 permitem determinar a previsão de vendas para o ano de 2018

$$\text{Estimativa do Nível: } L_t = 0 \frac{Y_t}{S_{t-12}} + (1 - 0)(L_{t-1} + T_{t-1}) \quad (4.5)$$

$$\text{Estimativa da tendência: } T_t = 0,02(L_t - L_{t-1}) + (1 - 0,02)T_{t-1} \quad (4.6)$$

$$\text{Estimativa da Sazonalidade: } S_t = 0,81 \frac{Y_t}{L_t} + (1 - 0,81)S_{t-12} \quad (4.7)$$

$$\text{Previsão: } P_{t+p} = (L_t + pT_t)S_{t-12+p} \quad (4.8)$$

Na Tabela 4-24 são apresentados os valores de vendas previstos pelo modelo *Holt-Winters* com sazonalidade aditiva, consoante os parâmetros selecionados através do Solver para os 12 meses de 2018.

Tabela 4-24 Previsão de vendas (KGL) usando o modelo HW Aditivo da Família X,
Hipótese 1

2018	
Mês	Previsão de vendas (KGL)
Janeiro	1660588
Fevereiro	1480239
Março	2086523
Abril	2077364
Mai	2989815
Junho	3103275
Julho	2568554
Agosto	2702880
Setembro	2229404
Outubro	2252704
Novembro	1868000
Dezembro	1513919

Para as 3 referências da Família X, o cálculo da previsão de vendas para o mês de janeiro de 2018 foi o seguinte:

$$Vendas\ 25515 = 1660588 * 0,34 = 558\ 094$$

$$Vendas\ 25516 = 1660588 * 0,64 = 1\ 058\ 613$$

$$Vendas\ 25525 = 1660588 * 0,03 = 43\ 881$$

A Tabela 4-25 apresenta a percentagem de cada referência na Família X. Os valores de previsão de cada referência correspondentes a cada mês foram calculados da mesma forma do exemplo acima mencionado. A partir da diferença entre o valor real das vendas e o valor de vendas do modelo determinou-se o erro.

Tabela 4-25 Dados Relativos à Família X Hipótese 1- Modelo HW Aditivo

		% do peso	Previsão	Valor Real	Erro	% de Erro	
25515	Mês 1	34%	558 094	543 492	-14 602	-3%	
	Mês 2		497 482	481 385	-16 097	-3%	
	Mês 3		701 244	566 408	-134 835	-24%	
	Mês 4		698 165	626 940	-71 225	-11%	-10%
25516	Mês 1	64%	1 058 613	1 125 404	66 791	6%	
	Mês 2		943 642	938 276	-5 366	-1%	
	Mês 3		1 330 144	1 014 617	-315 527	-31%	
	Mês 4		1 324 304	1 288 368	-35 936	-3%	-7%
25525	Mês 1	3%	43 881	66 288	22 408	34%	
	Mês 2		39 115	59 381	20 266	34%	
	Mês 3		55 136	62 207	7 071	11%	
	Mês 4		54 894	77 818	22 924	29%	27%

Através da análise da tabela concluiu-se que a referência que tem um maior peso é a 25516. Esta mesma referência apresenta um erro associado baixo à exceção do mês 3 (-31%). Ao analisar-se o sinal dos erros, verifica-se que os erros nas referências 25515 e 25516 são maioritariamente negativos, ou seja, o modelo está a prever mais do que aquilo que efetivamente foi vendido. Pelo contrário, a referência 25525 apresenta sempre erro positivo, neste caso, o modelo está a prever por defeito.

Após a desagregação da previsão de vendas para cada referência, realizou-se a segunda desagregação, responsável por desagregar cada referência por canal utilizando a mesma lógica explicada anteriormente.

A previsão de vendas, relativamente aos primeiros 4 meses, para a referência 25515 é apresentada na Tabela 4-26.

Tabela 4-26 Dados Relativos à Referência 25515, Hipótese 1- Modelo HW Aditivo

		25515				
		% do peso	Previsão	Valor Real	Erro	% de Erro
Mês 1	Alimentar	1%	2957	3279	322	10%
	C&C	6%	31317	24373	-6944	-28%
	Distribuidores	19%	108721	96408	-12313	-13%
	Horeca	74%	415099	419433	4333	1%
Mês 2	Alimentar	1%	2636	1485	-1151	-78%
	C&C	6%	27916	21331	-6585	-31%
	Distribuidores	19%	96914	54766	-42148	-77%
	Horeca	74%	370017	403803	33786	8%
Mês 3	Alimentar	1%	3716	6139	2423	39%
	C&C	6%	39350	24519	-14830	-60%
	Distribuidores	19%	136607	81507	-55100	-68%
	Horeca	74%	521571	454243	-67328	-15%
Mês 4	Alimentar	1%	3700	4089	390	10%
	C&C	6%	39177	69248	30071	43%
	Distribuidores	19%	136008	99377	-36631	-37%
	Horeca	74%	519281	494892	-24389	-5%
Erro médio dos 4 meses		Alimentar: -5%; C&C: -19%; Distribuidores: -49% Horeca: -3%				

Apesar de se estar a aplicar o mesmo modelo, *Holt-Winters*, mas com uma funcionalidade diferente, aditiva, a interpretação que se retira dos dados é idêntica à do modelo de *Holt-Winters* com sazonalidade multiplicativa, isto porque, mais uma vez, através da Tabela 4-26 verifica-se que o canal Horeca é o canal que apresenta erros menores devido ao elevado volume da referência 25515 que é vendida neste canal.

À semelhança do que acontece com a referência 25515 a referência 25516 também apresenta erros menores no canal Horeca, Tabela 4-27. Através da interpretação dos erros médios de validação conclui-se que após a desagregação os valores de vendas previstos para cada um dos canais está acima do valor real.

Tabela 4-27 Dados Relativos à Referência 25516, Hipótese 1- Modelo HW Aditivo

		25516				
		% do peso	Previsão	Valor Real	Erro	% de Erro
Mês 1	Alimentar	0%	4087	2374	-1714	-72%
	C&C	6%	60859	57394	-3465	-6%
	Distribuidores	10%	106056	134729	28673	21%
	Horeca	84%	887610	930907	43296	5%
Mês 2	Alimentar	0%	3643	2042	-1601	-78%
	C&C	6%	54250	50425	-3825	-8%
	Distribuidores	10%	94538	74534	-20004	-27%
	Horeca	84%	791210	811274	20064	2%
Mês 3	Alimentar	0%	5135	2774	-2361	-85%
	C&C	6%	76470	48024	-28446	-59%
	Distribuidores	10%	133260	83545	-49715	-60%
	Horeca	84%	1115279	880274	-235005	-27%
Mês 4	Alimentar	0%	5113	3119	-1994	-64%
	C&C	6%	76135	69248	-6886	-10%
	Distribuidores	10%	132674	148571	15896	11%
	Horeca	84%	1110384	1067430	-42954	-4%
Erro médio dos 4 meses		Alimentar: -75%; C&C: -21%; Distribuidores: -14% Horeca: -6%				

Naturalmente, como a referência 25525 é bastante característica do canal Alimentar, os erros associados a este são menores que os apresentados nos restantes canais. É de notar que mais uma vez os erros apresentados na Tabela 4-28 são sempre positivos o que poderá ser bastante problemático uma vez que poderá existir rotura de *stock*.

Tabela 4-28 Dados Relativos à Referência 25525, Hipótese 1- Modelo HW Aditivo

		25525				
		% do peso	Previsão	Valor Real	Erro	% de Erro
Mês 1	Alimentar	96%	42068	62814	20746	33%
	C&C	0%	-	-	-	-
	Distribuidores	4%	1572	2111	539	26%
	Horeca	1%	240	1363	1122	82%
Mês 2	Alimentar	96%	37499	55818	18318	33%
	C&C	0%	-	-	-	-
	Distribuidores	4%	1402	2236	834	37%
	Horeca	1%	214	1328	1114	84%
Mês 3	Alimentar	96%	52857	58767	5910	10%
	C&C	0%	-	-	-	-
	Distribuidores	4%	1976	2236	260	12%
	Horeca	1%	302	1204	902	75%
Mês 4	Alimentar	96%	52626	59371	6745	11%
	C&C	0%	-	-	-	-
	Distribuidores	4%	1968	16850	14882	88%
	Horeca	1%	300	1597	1297	81%
Erro médio dos 4 meses		Alimentar: 22%; Distribuidores 41%; Horeca:81%				

b) Hipótese 2

Após a hipótese 1 ter sido finalizada procede-se à aplicação da hipótese 2 que tem como objetivo modelar através do modelo de *Holt-Winters* as séries cronológicas de cada referência individualmente para o conjunto dos canais. Na Tabela 4-29 apresentam-se os dados relativamente à qualidade do ajustamento e validação das séries cronológicas das referências 25515, 25516 e 25525.

Tabela 4-29 Resultados Obtidos do Ajuste do Modelo HW Aditivo para a Família X, Hipótese 2

	25515	25516	25525
Estatísticas	Resultado		
Parâmetros	$\alpha=0,024$; $\beta=0,000$; $\gamma=1,000$	$\alpha=0,014$; $\beta=0,000$; $\gamma=0,897$	$\alpha=0,134$; $\beta=0,042$; $\gamma=0,984$
EM	-7%	2%	2%
EAM	19%	17%	15%
REQM	24%	21%	20%
EPAM	12%	14%	7%
R^2	0,358	0,440	0,500
Erro de validação	-1%	-13%	8%
Erro de validação abs.	10%	13%	8%

Novamente o parâmetro com um maior impacto é o γ . Posto isto, esta modelação terá em conta de forma afincada a sazonalidade que estas referências apresentam. Segundo a Tabela 4-29, o EM

relativamente às três referências está muito próximo de zero (varia de -7% a 2%) o que indica que o modelo tanto está a prever por defeito como por excesso relativamente aos valores das vendas reais. Com base no coeficiente de determinação (R^2) verifica-se que o modelo consegue explicar entre 36% a 50% da variabilidade dos dados.

Após se determinar os parâmetros através do Solver recorreu-se às equações do modelo de *Holt-Winters* para determinação da previsão de vendas.

Tal como na hipótese 1, nesta etapa é necessário desagregar cada referência nos 4 canais existentes. As Tabela 4-30, Tabela 4-31 e

Tabela 4-32 mostram os valores dos erros que advêm dessa desagregação.

Tabela 4-30 Dados Relativos à Referência 25515, Hipótese 2- Modelo HW Aditivo

		25515				
		% do peso	Previsão	Valor Real	Erro	% de Erro
Mês 1	Alimentar	1%	2 308	2 851	543	19%
	C&C	6%	24 441	21 194	-3 247	-15%
	Distribuidores	19%	84 850	83 833	-1 017	-1%
	Horeca	74%	323 958	364 724	40 766	11%
Mês 2	Alimentar	1%	2 006	1 291	-715	-55%
	C&C	6%	21 249	18 549	-2 700	-15%
	Distribuidores	19%	73 769	47 623	-26 146	-55%
	Horeca	74%	281 652	351 133	69 481	20%
Mês 3	Alimentar	1%	2 959	5 338	2 379	45%
	C&C	6%	31 344	21 321	-10 023	-47%
	Distribuidores	19%	108 817	70 876	-37 941	-54%
	Horeca	74%	415 463	394 994	-20 469	-5%
Mês 4	Alimentar	1%	3 140	3 556	416	12%
	C&C	6%	33 258	60 216	26 958	45%
	Distribuidores	19%	115 462	86 415	-29 047	-34%
	Horeca	74%	440 834	430 341	-10 493	-2%
Erro Médio dos 4 meses		Alimentar: 5%; C&C: -8%; Distribuidores: -36%; Horeca: 6%				

Ao analisar-se os erros médios dos 4 meses da Tabela 4-30 verifica-se que nos canais Horeca e Alimentar após a desagregação, o valor das previsões de vendas está inferior ao real o que poderá levar a rotura de *stock*. Por outro lado, os canais C&C e Distribuidores apresentam um erro médio dos 4 meses negativo, querendo isso indicar que os valores da previsão de vendas são superiores aos valores reais. Sendo que em dois canais faltam unidades e nos outros dois canais foram previstas unidades a mais pode acontecer umas compensarem as outras no geral.

Ao analisarem-se os valores de desagregação da referência 25516 verifica-se que esta referência no canal Horeca apresenta erros reduzidos, tal deve-se ao facto, desta ser muito característica neste canal.

Tabela 4-31 Dados Relativos à Referência 25516, Hipótese 2- Modelo HW Aditivo

25516						
		% do peso	Previsão	Valor Real	Erro	% de Erro
Mês 1	Alimentar	0%	4337	2374	-1963	-83%
	C&C	6%	64578	57394	-7184	-13%
	Distribuidores	10%	112537	134729	22193	16%
	Horeca	84%	941840	930907	-10933	-1%
Mês 2	Alimentar	0%	3790	2042	-1748	-86%
	C&C	6%	56451	50425	-6026	-12%
	Distribuidores	10%	98374	74534	-23841	-32%
	Horeca	84%	823315	811274	-12041	-1%
Mês 3	Alimentar	0%	5474	2774	-2700	-97%
	C&C	6%	81515	48024	-33491	-70%
	Distribuidores	10%	142051	83545	-58506	-70%
	Horeca	84%	1188862	880274	-308588	-35%
Mês 4	Alimentar	0%	5306	3119	-2187	-70%
	C&C	6%	79014	69248	-9766	-14%
	Distribuidores	10%	137692	148571	10879	7%
	Horeca	84%	1152377	1067430	-84947	-8%
Erro Médio dos 4 meses		Alimentar: -84%; C&C: -27%; Distribuidores: -20%; Horeca: -11%				

Tabela 4-32 Dados Relativos à Referência 25525, Hipótese 2- Modelo HW Aditivo

25525						
		% do peso	Previsão	Valor Real	Erro	% de Erro
Mês 1	Alimentar	96%	52368	62814	10447	17%
	C&C	0%	0	0	0	0%
	Distribuidores	4%	1957	2111	154	7%
	Horeca	1%	299	1363	1064	78%
Mês 2	Alimentar	96%	55312	55818	506	1%
	C&C	0%	0	0	0	0%
	Distribuidores	4%	2068	2236	168	8%
	Horeca	1%	316	1328	1012	76%
Mês 3	Alimentar	96%	60175	58767	-1408	-2%
	C&C	0%	0	0	0	0%
	Distribuidores	4%	2249	2236	-14	-1%
	Horeca	1%	344	1204	860	71%
Mês 4	Alimentar	96%	65762	59371	-6391	-11%
	C&C	0%	0	0	0	0%
	Distribuidores	4%	2459	16850	14391	85%
	Horeca	1%	376	1597	1221	76%
Erro Médio dos 4 meses		Alimentar: 1%; Distribuidores: 25%; Horeca: 76%				

A referência 25525, ao contrário da referência 25516, apresenta um melhor resultado em relação ao erro no canal Alimentar, uma vez que esta referência é típica do canal Alimentar (Tabela4-32).

As conclusões que se retiram a partir da Tabela 4-30, Tabela 4-31 e (Tabela4-32). são muito semelhantes às retiradas na secção 4.8.1, isto é, o canal que apresenta um maior peso dentro da referência é o que apresenta um erro menor.

c) Hipótese 3

Por fim, testa-se a última hipótese para este modelo. Na Tabela 4-33 apresentam-se os dados necessários para retirar algumas conclusões relativamente à qualidade preditiva do modelo estudado para o canal Alimentar.

Tabela 4-33 Resultados Obtidos do Ajuste do Modelo HW Aditivo para a Família X no Alimentar, Hipótese 3

Alimentar			
Estatísticas	25515	25516	25525
Parâmetros	$\alpha=0,005$ $\beta=1$; $\gamma=0,519$,	$\alpha=0,006$; $\beta=0,203$; $\gamma=0,548$	$\alpha=0,167$; $\beta=0,017$; $\gamma=1$
EM	-24%	6%	3%
EAM	51%	37%	15%
REQM	57%	46%	19%
EPAM	51%	37%	15%
R²	-0,323	-0,147	0,558
Erro de validação	-25%	5%	2%
Erro de validação abs	30%	22%	7%

Através da leitura da Tabela 4-33, verifica-se que o modelo não consegue explicar a variabilidade dos dados nas séries cronológicas das referências 25515 e 25516. Pelo contrário, o modelo tem uma capacidade preditiva mais elevada relativamente à referência 25525, tal sucede-se porque o canal Alimentar tem um maior volume de vendas desta referência.

Tabela 4-34 Resultados Obtidos do Ajuste do Modelo HW Aditivo para Família X no C&C, Hipótese 3

C&C		
Estatísticas	25515	25516
Parâmetros	$\alpha=0,000$; $\beta=0,031$; $\gamma=0,818$	$\alpha=0,000$; $\beta=0,006$; $\gamma=0,510$
EM	-12%	-9%
EAM	27%	29%
REQM	33%	36%
EPAM	27%	29%
R²	0,201	0,186
Erro de validação	-43%	-23%
Erro de validação abs.	43%	23%

Após a leitura da Tabela 4-34 verifica-se que o modelo utilizado explica uma percentagem baixa (20% e 19%) da variabilidade presente nos dados. Em ambas as referências o erro de validação e erro de validação absoluto é igual em número, mas com sinal diferente o que leva a concluir que nos 4 meses de validação o modelo esteve constantemente a prever em excesso.

Tabela 4-35 Resultados Obtidos do Ajuste do Modelo HW Aditivo para a Família X no Distribuidores, Hipótese 3

Distribuidores		
Estatísticas	25515	25516
Parâmetros	$\alpha=0,212; \beta=0,042; \gamma=1$	$\alpha=0,000; \beta=0,016; \gamma=0,948$
EM	-77%	-7%
EAM	100%	43%
REQM	165%	51%
EPAM	100%	43%
R²	0,556	0,419
Erro de validação	-48%	-2%
Erro validação abs	60%	56%

A modelação das séries cronológicas das referências 25515 e 25516 no canal Distribuidores, através do modelo de *Holt-Winters* com sazonalidade aditiva, apresenta erros de validação absolutos elevados. Uma vez que a amostra de validação é muito reduzida basta existir um erro mais elevado que pode influenciar negativamente o erro absoluto de validação.

Tabela 4-36 Resultados Obtidos do Ajuste do Modelo HW Aditivo para Família X no Horeca Hipótese 3

Horeca		
Estatísticas	25515	25516
Parâmetros	$\alpha=0,062; \beta=0,041; \gamma=0,733,$	$\alpha=0,079; \beta=0,022; \gamma=1$
EM	0%	-1%
EAM	12%	15%
REQM	15%	19%
EPAM	12%	15%
R²	0,295	0,461
Erro de validação	2%	-14%
Erro validação Abs.	5%	14%

Como tem acontecido na aplicação das hipóteses anteriores o canal Horeca é o canal que apresenta erros associados mais reduzidos. Tal sucede-se por apresentar uma série cronológica com um padrão muito constante ao longo dos 3 anos.

d) Comparação das 3 hipóteses estudadas

Após terem sido testadas as 3 hipóteses para o modelo de *Holt-Winters* com sazonalidade aditiva elaborou-se uma tabela síntese com os erros de validação absolutos relativamente aos 4 primeiros meses de 2018. Estes resultados podem ser visualizados na Tabela 4-37.

O procedimento para se proceder ao preenchimento da Tabela 4-37 foi o mesmo usado na secção 4.8.1 na Tabela 4-22.

Tabela 4-37 Comparação das 3 Hipóteses no Modelo de HW Aditivo

Família X/Hipótese		1 ^a	2 ^a	3 ^a	1 ^a	2 ^a	3 ^a
Referência (ponderação)		Global referência					
25515 (34%)	Alimentar (1%)	34%	33%	30%	10%	10%	18%
	C&C (6%)	41%	30%	43%			
	Distribuidores (19%)	49%	36%	60%			
	Horeca (74%)	7%	10%	5%			
25516 (64%)	Alimentar (0%)	75%	84%	22%	10%	13%	19%
	C&C (6%)	21%	27%	23%			
	Distribuidores (10%)	30%	31%	56%			
	Horeca (84%)	9%	11%	14%			
25525 (3%)	Alimentar (96%)	22%	8%	7%	27%	8%	7%
	C&C (0%)	NA	NA	NA			
	Distribuidores (4%)	41%	25%	NA			
	Horeca (1%)	81%	76%	NA			
Global		9%	12%	18%			

Legenda: → Valores determinados a partir da modelação
 → Valores determinados a partir da desagregação com base nas cotas de referência e canal
 → Valores determinados a partir da agregação dos erros com base nas cotas de referência e canal
NA → Não aplicável

Segundo a Tabela 4-37, no modelo de *Holt-Winters* com sazonalidade aditiva a hipótese que apresenta o valor de erro global mais baixo é a hipótese 1, ou seja, após a aplicação deste modelo conclui-se que, a forma de modelar que apresenta um melhor resultado, é quando se modela a série cronológica da Família X independentemente de canais e referências. Por outro lado, quando se analisa o erro associado a cada referência, verifica-se que para a referência 25515 as hipóteses 1 e 2, apresentam as duas o valor de erro igual (10%), para a referência 25516 a hipótese que apresenta um valor de erro mais baixo é a hipótese 1, e por fim, a hipótese que apresenta um erro menor, para a referência 25525, é a hipótese 3.

4.8.3 Modelo de Decomposição Clássica do tipo Multiplicativo

O modelo da Decomposição Clássica isola os diferentes efeitos, nomeadamente de sazonalidade, tendência, ciclicidade e aleatoriedade para, posteriormente, os agrupar aquando na determinação da previsão das vendas.

a) Hipótese 1

Seguidamente é aplicado o Modelo de Decomposição Clássica na forma funcional multiplicativa à agregação das diferentes referências que constituem a Família X, isto é, considerando a hipótese 1 previamente estabelecida.

Uma vez que o modelo de Decomposição Clássica modela a sazonalidade e a tendência foi necessário calcular os fatores sazonais para a série em questão.

Através da análise da Figura 4-8 verifica-se que os fatores sazonais aplicados à série cronológica da Família X apresentam um aumento de vendas entre maio e agosto, sendo que o valor mais elevado é atingido no mês de junho. Os valores de previsão de vendas determinados através deste modelo terão como base este comportamento sazonal. É de notar que os fatores sazonais no modelo da Decomposição Clássica não se alteram ao longo dos 3 anos, isto é, são fixos, o que poderá ser um inconveniente caso o comportamento da série cronológica a estudar sofra alterações significativas.

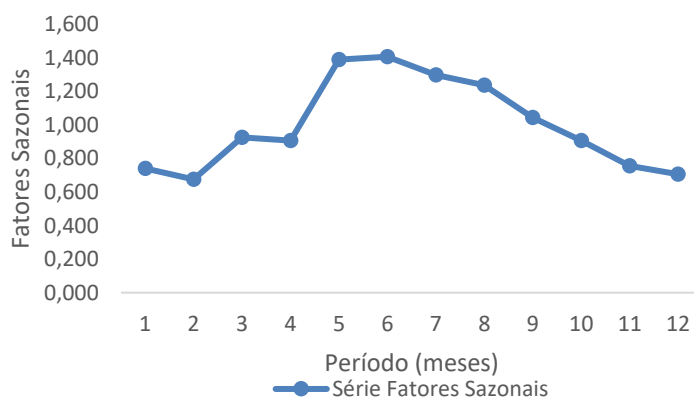


Figura 4-8 Fatores Sazonais no Modelo DC Multiplicativo, Hipótese 1

A componente tendência também é modelada através do modelo de Decomposição Clássica

Figura 4-9

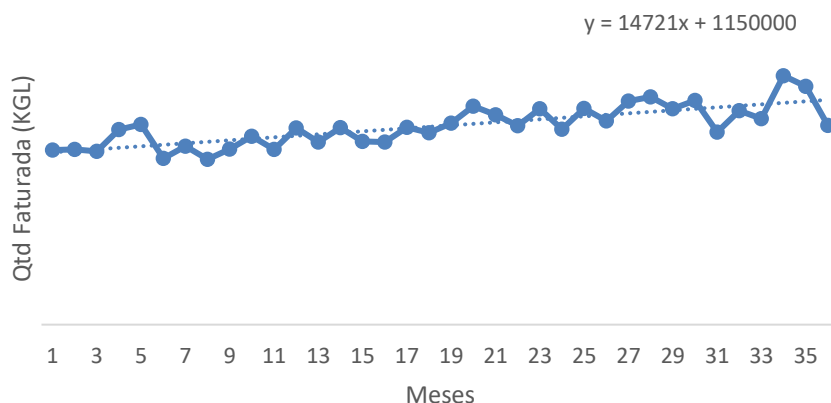


Figura 4-9 Reta de Tendência do Modelo DC Multiplicativo, Hipótese 1

Através da leitura da Figura 4-9 verifica-se que a série cronológica da Família X possui uma tendência positiva, declive da reta positivo, embora não seja muito acentuada.

Após terem sido determinados os fatores sazonais e a equação da reta de tendência podem ser calculados os valores da previsão de vendas relativamente à Família X independentemente da referência e canal. A Tabela 4-38 apresenta os valores de venda previstos para o ano de 2018 para a série cronológica da Família X.

Tabela 4-38 Previsão de Vendas (KGL) usando o Modelo DC Multiplicativo da Família X, hipótese 1

Previsão 2018	
Janeiro	1255046
Fevereiro	1155299
Março	1597186
Abril	1577089
Mai	2439416
Junho	2488968
Julho	2315717
Agosto	2225845
Setembro	1893472
Outubro	1655949
Novembro	1394712
Dezembro	1311567

Através da Tabela 4-39 verifica-se que o valor do coeficiente de determinação R^2 é reduzido o que leva a concluir que o modelo não explica a variabilidade existente na série de dados. Por outro lado, quando se analisam os erros associados à amostra de ajustamento e à amostra de validação verifica-se que estes se encontram relativamente baixos. O facto de o erro e o erro absoluto da amostra de ajustamento serem iguais em número, mas com sinal diferente indica que os erros desta série na fase de ajustamento são todos negativo, ou seja, o modelo está constantemente a prever acima da quantidade real. Já na amostra de validação acontece o contrário o erro dos 4 meses é sempre positivo indicando que o modelo está a prever por defeito.

Tabela 4-39 Resultados Obtidos do Ajuste do Modelo DC Multiplicativo para a Família X, Hipótese 1

Tabela Erros	
EM	-27%
EAM	27%
REQM	27%
EPAM	27%
R²	-0,080
Erro Validação	18%
Erro Validação abs.	18%

Após calculados os valores de previsão de vendas relativamente ao ano de 2018 efetua-se a desagregação desses mesmos valores, apenas relativamente aos primeiros 4 meses, para as 3 referências que compõem a Família X, tal como se pode visualizar a partir da Tabela 4-40.

Tabela 4-40 Dados Relativos à Família X, Hipótese 1- Modelo DC Multiplicativo

		% do peso	Previsão	Valor Real	Erro	% de Erro
25515	Mês 1	34%	421799	543492	121693	22%
	Mês 2		388276	481385	93110	19%
	Mês 3		536787	566408	29622	5%
	Mês 4		530032	626940	96908	15% 16%
25516	Mês 1	64%	800083	1125404	325321	29%
	Mês 2		736496	938276	201780	22%
	Mês 3		1018195	1014617	-3578	0%
	Mês 4		1005383	1288368	282985	22% 18%
25525	Mês 1	3%	33164	66288	33125	50%
	Mês 2		30528	59381	28854	49%
	Mês 3		42205	62207	20002	32%
	Mês 4		41674	77818	36145	46% 44%

Uma vez que já se conhecem os erros de cada referência associados aos 4 primeiros meses do ano de 2018, calcula-se a média desses mesmo erros de forma a poder-se concluir se o modelo está constantemente a prever por defeito ou por excesso, Tabela 4-40. As médias dos erros das 3 referências apresentam sempre valores positivo, significando que o modelo está constantemente a prever por defeito. A percentagem de erros mais reduzida está associada mais uma vez às duas referências que apresentam uma maior importância.

A última etapa desta hipótese rege-se por fazer a desagregação de cada uma das referências por canal consoante a importância de cada um, como mencionado na secção 4.4 (Tabela 4-41, Tabela 4-42 e Tabela 4-43).

Tabela 4-41 Dados Relativos à Referência 25515, Hipótese 1- Modelo DC Multiplicativo

		% do peso	Previsão	Valor Real	Erro	% de Erro
Mês 1	Alimentar	1%	2234	3279	1044	32%
	C&C	6%	23669	24373	704	3%
	Distribuidores	19%	82170	96408	14238	15%
	Horeca	74%	313726	419433	105707	25%
Mês 2	Alimentar	1%	2057	1485	-573	-39%
	C&C	6%	21788	21331	-457	-2%
	Distribuidores	19%	75639	54766	-20873	-38%
	Horeca	74%	288791	403803	115012	28%
Mês 3	Alimentar	1%	2844	6139	3295	54%
	C&C	6%	30121	24519	-5602	-23%
	Distribuidores	19%	104571	81507	-23063	-28%
	Horeca	74%	399250	454243	54993	12%
Mês 4	Alimentar	1%	2808	4089	1281	31%
	C&C	6%	29742	69248	39506	57%
	Distribuidores	19%	103255	99377	-3878	-4%
	Horeca	74%	394227	494892	100665	20%
Erro Médio dos 4 meses		Alimentar: 20%; C&C: 9%; Distribuidores: -14%; Horeca: 22%				

Pela leitura da Tabela 4-41 verifica-se que contrariamente as análises efetuadas anteriormente o canal que apresenta uma média de erros mais elevada é o Horeca, sendo que o canal que apresenta a média de erros mais reduzida é o C&C (9%).

Tabela 4-42 Dados Relativos à Referência 25516, Hipótese 1- Modelo DC multiplicativo

		25516				
		% do peso	Previsão	Valor Real	Erro	% de Erro
Mês 1	Alimentar	0%	3089	2374	-715	-30%
	C&C	6%	45997	57394	11398	20%
	Distribuidores	10%	80156	134729	54573	41%
	Horeca	84%	670841	930907	260066	28%
Mês 2	Alimentar	0%	2844	2042	-802	-39%
	C&C	6%	42341	50425	8085	16%
	Distribuidores	10%	73785	74534	749	1%
	Horeca	84%	617526	811274	193749	24%
Mês 3	Alimentar	0%	3931	2774	-1157	-42%
	C&C	6%	58536	48024	-10512	-22%
	Distribuidores	10%	102007	83545	-18462	-22%
	Horeca	84%	853721	880274	26554	3%
Mês 4	Alimentar	0%	3881	3119	-762	-24%
	C&C	6%	57799	69248	11449	17%
	Distribuidores	10%	100724	148571	47847	32%
	Horeca	84%	842979	1067430	224451	21%
Erro Médio dos 4 meses		Alimentar: -34%; C&C: 8%; Distribuidores:13%; Horeca:19%				

Relativamente à referência 25516, após a segunda desagregação efetuada verificou-se que os canais C&C, Distribuidores e Horeca estão a prever por defeito em relação ao valor real, por outro lado, o canal Alimentar está a prever por excesso.

Tabela 4-43 Dados Relativos à Referência 25525, Hipótese 1- Modelo DC multiplicativo

		25525				
		% do peso	Previsão	Valor Real	Erro	% de Erro
Mês 1	Alimentar	96%	31794	62814	31020	49%
	C&C	0%	0	0	0	
	Distribuidores	4%	1188	2111	923	44%
	Horeca	1%	182	1363	1181	87%
Mês 2	Alimentar	96%	29268	55818	26550	48%
	C&C	0%	0	0	0	
	Distribuidores	4%	1094	2236	1142	51%
	Horeca	1%	167	1328	1162	87%
Mês 3	Alimentar	96%	40462	58767	18306	31%
	C&C	0%	0	0	0	
	Distribuidores	4%	1512	2236	723	32%
	Horeca	1%	231	1204	973	81%
Mês 4	Alimentar	96%	39952	59371	19419	33%
	C&C	0%	0	0	0	
	Distribuidores	4%	1494	16850	15356	91%
	Horeca	1%	228	1597	1370	86%
Erro Médio dos 4 meses		Alimentar: 40%; Distribuidores:55%; Horeca:85%				

Em relação às desagregações efetuadas das três referências para cada um dos canais, a referência que apresenta uma percentagem de erros médios superior é a referência 25525. Tal já seria de esperar uma vez que esta referência é a que apresenta um comportamento menos estável.

b) Hipótese 2

De seguida procedeu-se à modelação das séries cronológicas relativamente a cada referência individualmente. Na Figura 4-10 pode-se visualizar os fatores sazonais para cada uma das séries cronológicas que foram modeladas, relativamente às referências 25515, 25516 e 25525.

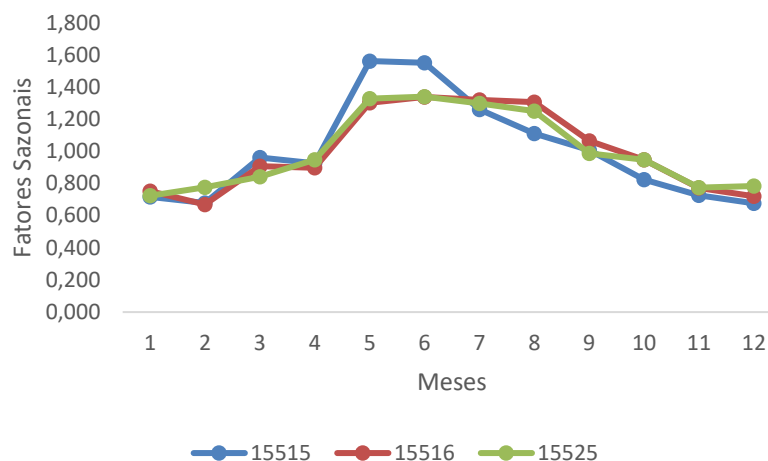


Figura 4-10 Fatores Sazonais no Modelo DC Multiplicativo, Hipótese 2

Através da análise da Figura 4-10 verifica-se que as 3 referências apresentam uma sazonalidade marcada, existindo um aumento de vendas entre o mês de maio e agosto. A referência 25515 apresenta relativamente ao mês de maio e junho valores mais altos em relação às outras referências.

Após determinados os fatores sazonais procedeu-se ao cálculo da reta tendência de cada uma das séries cronológicas Figura 4-11.

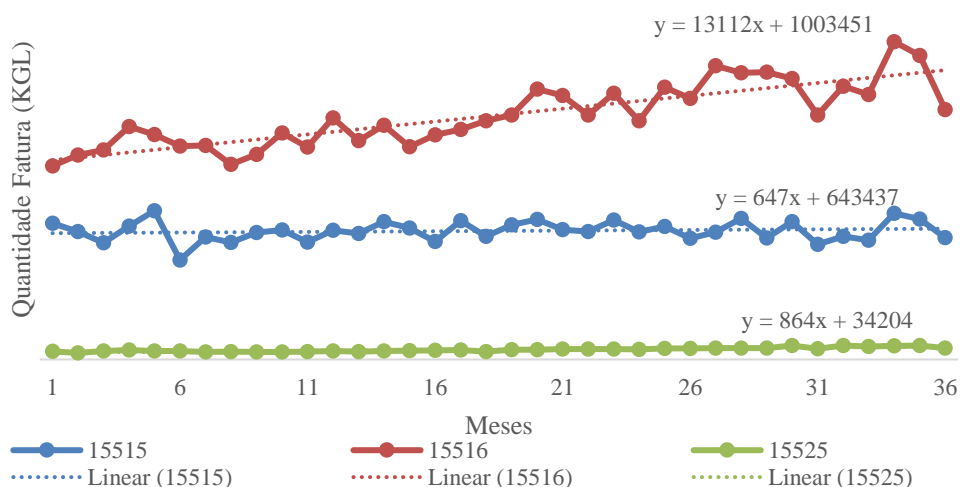


Figura 4-11 Reta de Tendência do Modelo DC Multiplicativo, Hipótese 2

Ao analisar-se as retas de tendência de cada uma das referências verificou-se que as retas apresentam declives positivos, ou seja, a tendência nas três referências é positiva. A referência que apresenta uma evolução do valor das vendas mais elevada é a 25516, seguida da 25515 e da 25525.

O cálculo da previsão de vendas das três referências teve em conta os fatores sazonais apresentados na Figura 4-10 e as retas tendências na Figura 4-11, os valores da previsão de vendas de cada referência encontram-se apresentados na Tabela 4-44.

Tabela 4-44 Previsão de Vendas (KGL) Usando o Modelo DC Multiplicativo da Família X, Hipótese 2

	25515	25516	25525
Janeiro	478336	1120943	47896
Fevereiro	453060	1004902	51991
Março	642834	1376282	57199
Abril	619089	1370152	65100
Maio	1046246	2007241	92393
Junho	1040271	2079797	94453
Julho	845816	2067515	92666
Agosto	746159	2064913	90231
Setembro	677835	1696612	72169
Outubro	555287	1523722	70119
Novembro	489199	1252212	57949
Dezembro	456373	1175427	59370

Para avaliar o desempenho do modelo de Decomposição Clássica do tipo multiplicativo nas séries cronológicas de cada uma das referências, 25515, 25516 e 25525 calcularam-se alguns dados estatísticos, podendo ser visualizados através da Tabela 4-45.

Tabela 4-45 Resultados Obtidos do Ajuste do Modelo DC Multiplicativo para a Família X, Hipótese 2

	25515	25516	25525
EM	1%	0%	1%
EAM	6%	6%	8%
REQM	8%	7%	10%
EPAM	6%	6%	8%
R²	0,905	0,939	0,893
Erro validação	1%	-12%	16%
Erro validação absoluto	8%	12%	16%

Ao analisar a Tabela 4-45 verifica-se que as 3 referências apresentam um coeficiente de determinação elevado, inferindo que o modelo em estudo consegue explicar entre 89% a 94% a variabilidade existente nos dados. Tanto as percentagens de erro relativamente à amostra de ajustamento como à amostra de validação apresentam valores reduzidos. É de salientar que na amostra de validação tanto a percentagem de erro como a erro absoluto na referência 25516 apresentam o mesmo valor em número diferindo apenas o sinal o que significa que o modelo nos 4 primeiros meses de 2018 está a prever as vendas sempre por excesso. No caso da referência

25525, a percentagem de erro e a de erro absoluto na amostra de validação são exatamente iguais, ou seja, nos primeiros 4 meses de 2018 o modelo está sempre a prever por defeito.

De seguida é realizada a desagregação das 3 referências por canais tal como se pode verificar através das Tabela 4-46, Tabela 4-47 e Tabela 4-18.

Tabela 4-46 Dados Relativos à Referência 2551,5 Hipótese 2- Modelo DC Multiplicativo

		25515				
		% do peso	Previsão	Valor Real	Erro	% de Erro
Mês 1	Alimentar	1%	2535	3279	744	23%
	C&C	6%	26841	24373	-2468	-10%
	Distribuidores	19%	93183	96408	3225	3%
	Horeca	74%	355777	419433	63656	15%
Mês 2	Alimentar	1%	2400	1485	-915	-62%
	C&C	6%	25423	21331	-4092	-19%
	Distribuidores	19%	88260	54766	-33494	-61%
	Horeca	74%	336976	403803	66827	17%
Mês 3	Alimentar	1%	3406	6139	2732	45%
	C&C	6%	36072	24519	-11553	-47%
	Distribuidores	19%	125229	81507	-43722	-54%
	Horeca	74%	478126	454243	-23883	-5%
Mês 4	Alimentar	1%	3280	4089	810	20%
	C&C	6%	34739	69248	34509	50%
	Distribuidores	19%	120604	99377	-21227	-21%
	Horeca	74%	460466	494892	34426	7%
Erro Médio dos 4 meses		Média: Alimentar: 6%; C&C: -7%; Distribuidores: -33%; Horeca: 8%				

Segundo a análise da Tabela 4-46 verifica-se que nos meses 1 e 4 na maioria dos canais a previsão de vendas ficou aquém do valor das vendas reais. Por outro lado, nos meses 2 e 3 sucedeu-se o contrário, o valor de vendas era na maioria dos canais superior ao valor real de vendas.

Tabela 4-47 Dados Relativos à Referência 25516 Hipótese 2- Modelo DC Multiplicativo

		25516				
		% do peso	Previsão	Valor Real	Erro	% de Erro
Mês 1	Alimentar	0%	4327	2374	-1954	-82%
	C&C	6%	64443	57394	-7048	-12%
	Distribuidores	10%	112301	134729	22428	17%
	Horeca	84%	939872	930907	-8965	-1%
Mês 2	Alimentar	0%	3880	2042	-1838	-90%
	C&C	6%	57771	50425	-7346	-15%
	Distribuidores	10%	100676	74534	-26142	-35%
	Horeca	84%	842575	811274	-31301	-4%
Mês 3	Alimentar	0%	5313	2774	-2539	-92%
	C&C	6%	79122	48024	-31098	-65%
	Distribuidores	10%	137882	83545	-54336	-65%
	Horeca	84%	1153964	880274	-273690	-31%
Mês 4	Alimentar	0%	5290	3119	-2171	-70%
	C&C	6%	78770	69248	-9522	-14%
	Distribuidores	10%	137267	148571	11303	8%
	Horeca	84%	1148825	1067430	-81395	-8%
Erro Médio dos 4 meses		Alimentar: -83%; C&C: -26%; Distribuidores: -19%; Horeca: -11%				

Na Tabela 4-47 verifica-se que após a desagregação da referência por cada um dos canais existentes, os valores da previsão de vendas são sempre superiores aos valores reais de vendas com exceção dos meses 1 e 2 no canal Distribuidores.

Tabela 4-48 Dados Relativos à Referência 25525, Hipótese 2- Modelo DC Multiplicativo

		25525				
		% do peso	Previsão	Valor Real	Erro	% de Erro
Mês 1	Alimentar	96%	45917	62814	16897	27%
	C&C	0%	0	0	0	
	Distribuidores	4%	1716	2111	396	19%
	Horeca	1%	262	1363	1101	81%
Mês 2	Alimentar	96%	49843	55818	5974	11%
	C&C	0%				
	Distribuidores	4%	1863	2236	373	17%
	Horeca	1%	285	1328	1043	79%
Mês 3	Alimentar	96%	54837	58767	3931	7%
	C&C	0%				
	Distribuidores	4%	2049	2236	186	8%
	Horeca	1%	313	1204	891	74%
Mês 4	Alimentar	96%	62411	59371	-3039	-5%
	C&C	0%				
	Distribuidores	4%	2333	16850	14516	86%
	Horeca	1%	356,5	1597,35	1240,85	78%
Erro Médio dos 4 meses		Alimentar: 10%; Distribuidores: 32%; Horeca: 78%				

Após analisar os erros das Tabela 4-46, Tabela 4-47 e Tabela 4-48 verifica-se que a percentagem dos erros relativamente à referência 25515 e 25516 estão maioritariamente negativos, ou seja, o modelo está a prever constantemente por excesso. Tal não acontece na referência 25525, uma vez que a percentagem de erro está maioritariamente positiva, ou seja, através desta desagregação não se conseguiria responder aos valores das vendas reais.

c) Hipótese 3

A última hipótese a ser testada tem como principal papel modelar cada referência individualmente por cada canal.

Tal como nas hipóteses anteriores, para se modelar cada umas das séries cronológicas nesta hipótese calcularam-se os fatores sazonais associados a cada uma das séries, tal como se pode visualizar na Figura 4-12. Com a interpretação identifica-se que os fatores sazonais relativamente ao canal Horeca e C&C apresentam um comportamento bem definido, sendo que o canal C&C possui um aumento de vendas entre os meses de maio e setembro e o canal Horeca entre os meses de junho e setembro. Os fatores sazonais relativamente às referências 25515 e 25516 no canal Alimentar apresentam um comportamento pouco estável e tal deve-se ao facto de estas referências não terem uma grande importância neste canal. Pelo contrário a referência 25525 apresenta um comportamento bem definido, apresentando um aumento de vendas entre maio e setembro. As 3 referências estudadas têm um comportamento muito característico no canal Distribuidores, uma

vez que na altura do mês de maio este canal faz uma pré-stockagem desta referência, daí a existência de um pico elevado na Figura 4-12 relativamente ao canal Distribuidores.

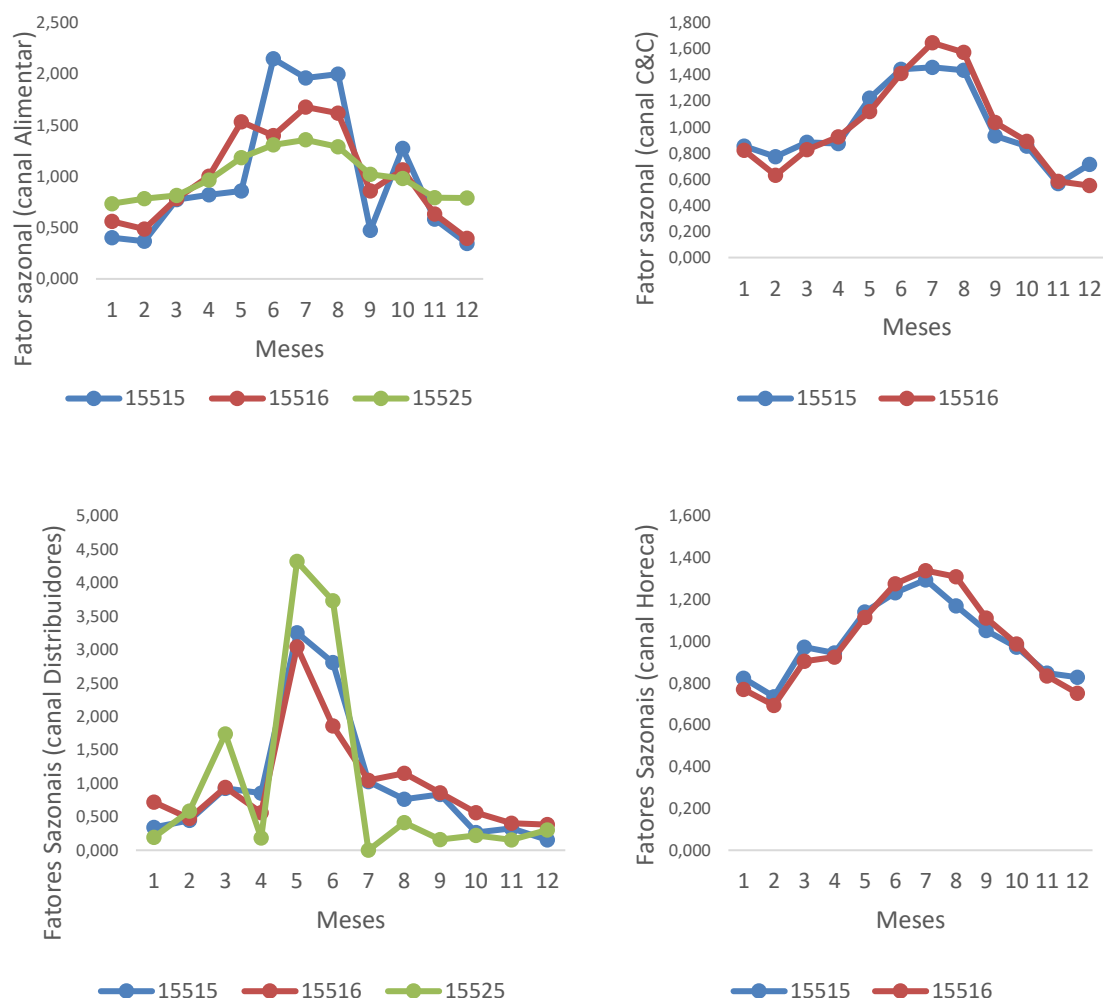


Figura 4-12 Fatores Sazonais no Modelo DC Multiplicativo, Hipótese 3

Na Tabela 4-49 estão indicados os valores do declive (m) e da ordenada na origem (b) para cada uma das séries cronológicas que foi modelada na hipótese 3 a partir do modelo de Decomposição Clássica do tipo multiplicativo.

As referências 25515 nos canais C&C e Distribuidores e 25516 no canal Alimentar apresentam um declive negativo pelo que a tendência destas séries cronológicas é negativa, embora seja uma tendência muito ténue, uma vez que os valores do declive são baixos. Todas as outras referências nos outros canais apresentam uma tendência positiva, sendo que a referência 25516 nos canais Horeca e Distribuidores possui uma tendência positiva muito mais acentuada que as restantes referências

Tabela 4-49 Reta de Tendência do Modelo DC Multiplicativo, Hipótese 3

Canal	Referência	m	b
Alimentar	25515	79	2330
	25516	-24	5185
	25525	864	32187
C&C	25515	-4	36102
	25516	485	61071
Distribuidores	25515	-57	13531
	25516	2009	85921
Horeca	25515	926	459336
	25516	10433	823126

Depois de se determinar as componentes de sazonalidade e tendência calcularam-se os valores de previsão de vendas e consequentemente calculou-se os valores estatísticos relativamente as amostras de ajustamento e validação para cada uma das séries modeladas, Tabela 4-50.

Tabela 4-50 Resultados Obtidos do Ajuste do Modelo DC Multiplicativo para Família X, Hipótese 3

	Alimentar			C&C		Distribuidores		Horeca	
Estatísticas	25515	25516	25525	25515	25516	25515	25516	25515	25516
EM	23%	7%	1%	2%	3%	12%	11%	0%	0%
EAM	42%	25%	7%	12%	14%	32%	28%	5%	6%
REQM	63%	28%	9%	16%	17%	42%	41%	6%	7%
EPAM	42%	25%	7%	12%	14%	32%	28%	5%	6%
R²	0,384	0,596	0,883	0,753	0,772	0,722	0,827	0,859	0,894
Erro validação	6%	-15%	9%	-24	-14%	0%	-9%	3%	-9%
Erro Validação abs.	27%	15%	13%	24%	15%	27%	35%	6%	9%

O valor do coeficiente de determinação R^2 nas diferentes séries cronológicas modeladas está entre 72% e 89%, explicando assim a maior parte da variabilidade existente nos dados, á exceção das referências 25515 e 25516 no canal Alimentar que apresentam um valor de 38% e 60% respetivamente. Mais uma vez as séries cronológicas que apresentam valores de erro reduzidos são as 2 referências no canal Horeca e a referência 25525 no canal Alimentar. Tal já era esperado uma vez que estas referências têm um grande volume de vendas nestes canais em específico.

d) Comparação das 3 hipóteses estudadas

Por fim, após terem sido testadas as 3 hipóteses de cálculo de previsão efetuou-se uma comparação destas, para verificar qual apresentará um melhor resultado, Tabela 4-51.

A partir da análise da percentagem de erro de cada referência as conclusões são as seguintes: i) para a referência 25515 a hipótese mais adequada é a 2, ii) para a referência 25516 tanto a hipótese 2 como a 3 apresentam a mesma percentagem de erro e iii) para a referência 25525 a hipótese mais adequada é a 3.

Quando se analisa a qualidade do modelo através da percentagem de erro do global verifica-se que a hipótese que apresenta uma percentagem de erro mais reduzida através do modelo da Decomposição Clássica é a hipótese 2. Sendo que o critério de seleção utilizado para escolher a hipótese é a percentagem de erro ser mais baixa, para este modelo adotar-se-ia por modelar as referências individualmente e caso seja necessário saber o volume de previsão de vendas para cada canal desagregar-se-ia a previsão com base na importância que cada canal tem para cada uma das referências.

Tabela 4-51 Comparação das 3 Hipóteses no Modelo de DC Multiplicativo

Família X/Hipótese		1ª	2ª	3ª	1ª	2ª	3ª
Referência (ponderação)	Canal (ponderação)	Global referência					
25515 (34%)	Alimentar (1%)	39%	37%	27%			
	C&C (6%)	21%	32%	24%			
	Distribuidores (19%)	21%	35%	27%			
	Horeca (74%)	22%	11%	6%	16%	8%	11%
25516 (64%)	Alimentar (0%)	34%	83%	15%			
	C&C (6%)	19%	26%	15%			
	Distribuidores (10%)	24%	31%	35%			
	Horeca (84%)	19%	11%	9%	18%	12%	12%
25525 (3%)	Alimentar (96%)	40%	10%	13%			
	C&C (0%)	NA	NA	NA			
	Distribuidores (4%)	55%	32%	NA			
	Horeca (1%)	85%	78%	NA	44%	16%	12%
Global		18%	11%	12%			

Legenda: → Valores determinados a partir da modelação
 → Valores determinados a partir da desagregação com base nas cotas de referência e canal
 → Valores determinados a partir da agregação dos erros com base nas cotas de referência e canal
NA → Não aplicável

4.8.4 Modelo de Decomposição Clássica do tipo Aditivo

Seguidamente é aplicado o Modelo de Decomposição Clássica na forma funcional aditiva à Família X.

a) Hipótese 1

A hipótese 1 como tem vindo a ser indicado ao longo da dissertação modela a série cronológica da Família X e posteriormente desagrega-se os valores da previsão por cada referência e canal consoante a importância para a empresa.

Para se modelar a série cronológica da Família X foi necessário calcular os fatores sazonais (Figura 4-13) e a reta tendência. Na Figura 4-13 está retratado o comportamento sazonal ao longo de 1 ano, verifica-se a existência de um aumento de vendas entre o mês de maio e setembro,

correspondendo ao verão. Segundo a Figura 4-14 a série cronológica estudada apresenta uma tendência positiva, uma vez que o declive é positivo.

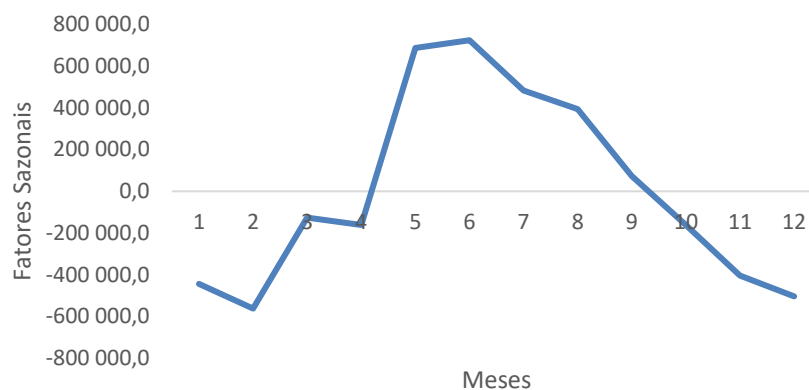


Figura 4-13 Fatores Sazonais no Modelo DC Aditivo, Hipótese 1

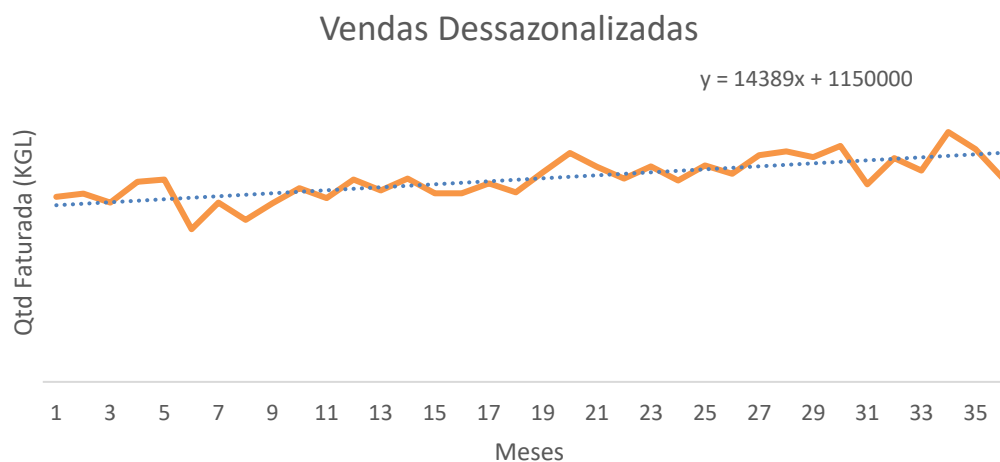


Figura 4-14 Reta de Tendência do Modelo DC Aditivo, Hipótese 1

Após a modelação da série cronológica da Família X obtiveram-se os valores apresentados na Tabela 4-52 relativamente às vendas do ano de 2018.

Tabela 4-52 Previsão de Vendas (KGL) Usando o Modelo DC da Família X, Hipótese 1

Previsão 2018	
Janeiro	1172472
Fevereiro	1050443
Março	1565484
Abril	1540359
Mai	2531014
Junho	2587282
Julho	2324090
Agosto	2236953
Setembro	1882198
Outubro	1626238
Novembro	1361027
Dezembro	1260728

É fundamental que após a modelação da série cronológica se analise alguns valores estatísticos para se avaliar a qualitativamente a performance do modelo, Tabela 4-53.

Tabela 4-53 Resultados Obtidos do Ajuste do Modelo DC Aditivo para a Família X, Hipótese 1

Tabela Erros	
EM	-29%
EAM	29%
REQM	31%
EPAM	29%
R²	-0,047
Erro validação	22%
Erro validação abs.	22%

Analisando os valores presentes na tabela verifica-se que o coeficiente de determinação, R^2 apresenta um valor negativo, indicando que o modelo não é capaz de explicar a variabilidade dos dados em questão. A percentagem de erro em relação às amostras de ajustamento e de validação são semelhantes, sendo a de validação inferior à de ajustamento, significando que o modelo está a ter uma performance na validação superior à do ajustamento. Apesar de o erro ser menos na amostra de validação os valores de previsão nesta amostra estão inferiores aos reais.

Depois de se ter determinado quais os valores de vendas para o ano de 2018 efetuou-se a desagregação destes em cada referência como se pode verificar através da Tabela 4-54

Tabela 4-54 Dados Relativos à Família X, Hipótese 1- Modelo DC Aditivo

		% do peso	Previsão	Valor Real	Erro	% de Erro	
25515	Mês 1	34%	394048	543492	149445	27%	
	Mês 2		353035	481385	128350	27%	
	Mês 3		526132	566408	40276	7%	
	Mês 4		517687	626940	109252	17%	20%
25516	Mês 1	64%	747443	1125404	377961	34%	
	Mês 2		669650	938276	268626	29%	
	Mês 3		997985	1014617	16632	2%	
	Mês 4		981968	1288368	306400	24%	22%
25525	Mês 1	3%	30982	66288	35306	53%	
	Mês 2		27758	59381	31624	53%	
	Mês 3		41368	62207	20839	33%	
	Mês 4		40703	77818	37115	48%	47%

Quando se procedeu à desagregação da previsão de vendas calculada através da importância que cada referência tem para a empresa verificou-se que o valor de previsão está sempre menor que o valor real de vendas. Tal já era de esperar uma vez que na Tabela 4-53 o erro de validação é igual ao erro absoluto indicando que o modelo nos primeiros 4 meses está sempre a prever por defeito.

A última etapa desta hipótese é desagregar os valores de vendas previsto por cada canal, como se pode visualizar nas Tabela 4-55.

Tabela 4-55 Dados Relativos à Referência 25515, Hipótese 1- Modelo DC Aditivo

		% do peso	Previsão	Valor Real	Erro	% de Erro
Mês 1	Alimentar	1%	2087	3279	1191	36%
	C&C	6%	22111	24373	2262	9%
	Distribuidores	19%	76764	96408	19644	20%
	Horeca	74%	293084	419433	126348	30%
Mês 2	Alimentar	1%	1870	1485	-385	-26%
	C&C	6%	19810	21331	1521	7%
	Distribuidores	19%	68775	54766	-14008	-26%
	Horeca	74%	262581	403803	141222	35%
Mês 3	Alimentar	1%	2788	6139	3351	55%
	C&C	6%	29523	24519	-5004	-20%
	Distribuidores	19%	102495	81507	-20988	-26%
	Horeca	74%	391325	454243	62918	14%
Mês 4	Alimentar	1%	2743	4089	1347	33%
	C&C	6%	29049	69248	40199	58%
	Distribuidores	19%	100849	99377	-1472	-1%
	Horeca	74%	385045	494892	109847	22%
Erro Médio dos 4 meses		Alimentar:24%; C&C:14%; Distribuidores: -8%; Horeca:25%				

Ao analisar-se a Tabela 4-55 verifica-se que a percentagem dos erros da referência 25515 nos diferentes canais nos 4 meses por vezes apresenta valores negativos e outras vezes positivos, no entanto como já se verificou na Tabela 4-54 os erros são todos positivo já se sabe que o modelo está a prever por defeito.

Tabela 4-56 Dados Relativos à Referência 25516, Hipótese 1- Modelo DC Aditivo

25516						
		% do peso	Previsão	Valor Real	Erro	% de Erro
Mês 1	Alimentar	0%	2885	2374	-512	-22%
	C&C	6%	42971	57394	14423	25%
	Distribuidores	10%	74882	134729	59847	44%
	Horeca	84%	626705	930907	304201	33%
Mês 2	Alimentar	0%	2585	2042	-543	-27%
	C&C	6%	38499	50425	11927	24%
	Distribuidores	10%	67089	74534	7445	10%
	Horeca	84%	561478	811274	249796	31%
Mês 3	Alimentar	0%	3853	2774	-1079	-39%
	C&C	6%	57375	48024	-9351	-19%
	Distribuidores	10%	99982	83545	-16437	-20%
	Horeca	84%	836776	880274	43499	5%
Mês 4	Alimentar	0%	3792	3119	-673	-22%
	C&C	6%	56454	69248	12795	18%
	Distribuidores	10%	98378	148571	50193	34%
	Horeca	84%	823346	1067430	244084	23%
Erro Médio dos 4 meses		Alimentar: -27%; C&C:12%; Distribuidores:17%; Horeca:23%				

A mesma conclusão que se retira da Tabela 4-56 é a mesma que se retira para a Tabela 4-55, ou seja, o modelo da Decomposição Clássica está a prever em defeito para a série da Família X, logo o facto de na Tabela 4-56 por vezes os erros serem positivos e negativos tem a ver com a forma como é feita a desagregação.

Na Tabela 4-57 a percentagem de erro apenas é positiva e os valores estão todos acima 30%, o que vem alicerçar mais uma vez que o modelo constantemente a prever por defeito.

Tabela 4-57 Dados Relativos à Referência 25525, Hipótese 1- Modelo DC Aditivo

		25525				
		% do peso	Previsão	Valor Real	Erro	% de Erro
Mês 1	Alimentar	96%	29702	62814	33112	53%
	C&C	0%				
	Distribuidores	4%	1110	2111	1002	47%
	Horeca	1%	170	1363	1193	88%
Mês 2	Alimentar	96%	26611	55818	29207	52%
	C&C	0%				
	Distribuidores	4%	995	2236	1241	56%
	Horeca	1%	152	1328	1176	89%
Mês 3	Alimentar	96%	39659	58767	19108	33%
	C&C	0%				
	Distribuidores	4%	1482	2236	753	34%
	Horeca	1%	227	1204	978	81%
Mês 4	Alimentar	96%	39022	59371	20349	34%
	C&C	0%				
	Distribuidores	4%	1458	16850	15392	91%
	Horeca	1%	223	1597	1374	86%
Erro Médio dos 4 meses		Alimentar:43%; Distribuidores:57%; Horeca:86%				

b) Hipótese 2

Esta hipótese tem como objetivo a modelação das séries cronológicas de cada uma das referências, 25515, 25516 e 25525. As referências 25515, 25516 e 25525 possuem uma sazonalidade anual e o modelo de Decomposição Clássica do tipo Aditivo modela com base nos fatores sazonais apresentados na Figura 4-15.

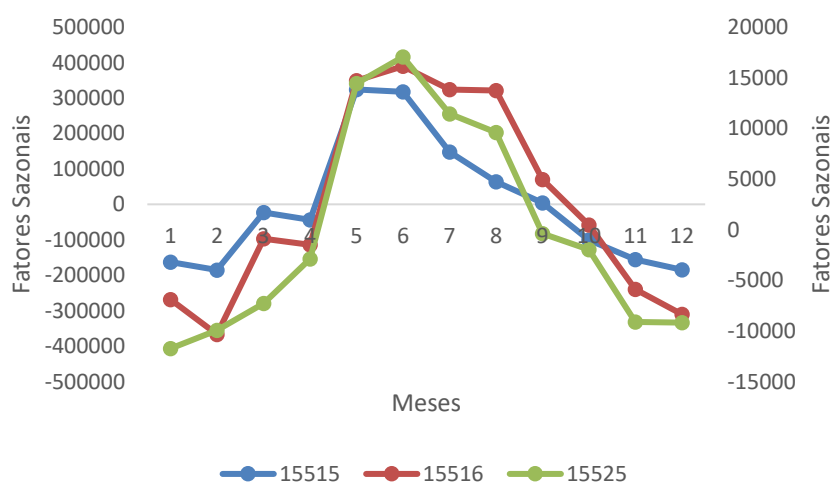


Figura 4-15 Fatores Sazonais no Modelo DC Aditivo, Hipótese 2

Como se pode visualizar através da Figura 4-15 as três referências sofrem um aumento do volume de vendas entre os meses de maio e setembro.

Através da Figura 4-16 verifica-se que as três referências têm uma tendência positiva, uma vez que o declive é positivo. Nota-se que a referência 25516 apresenta um declive muito mais acentuado, ou seja, tem sofrido um aumento de vendas maior que as referências 25515 e 25525.

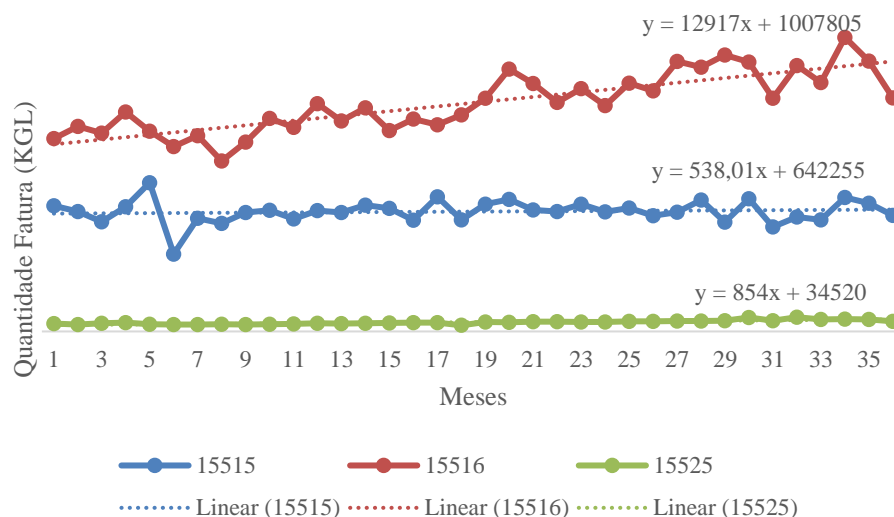


Figura 4-16 Reta de Tendência do Modelo DC Multiplicativo, Hipótese 2

Através das componentes de sazonalidade e tendência referidas na Figura 4-15 e Figura 4-16 foram calculadas os valores de previsão de vendas para o ano de 2018, Tabela 4-58.

Tabela 4-58 Previsão de vendas (KGL) Usando o Modelo DC Aditivo da Família X, Hipótese 2

	25515	25516	25525
Janeiro	481552	1176943	52616
Fevereiro	456910	1076831	55546
Março	644715	1400367	59451
Abril	620926	1393336	65351
Mai	1045208	1939111	86153
Junho	1038567	1998365	90013
Julho	844289	1935292	84376
Agosto	747830	1946058	83137
Setembro	680114	1669870	72490
Outubro	560467	1534734	71518
Novembro	498468	1339063	64182
Dezembro	465407	1271256	64955

A qualidade preditiva deste modelo foi avaliada consoante os valores mostrados na Tabela 4-59.

Tabela 4-59 Resultados Obtidos do Ajuste do Modelo DC Aditivo para a Família X, Hipótese 2-
Modelo DC Aditivo

	25515	25516	25525
EM	3%	0%	1%
EAM	12%	6%	8%
REQM	15%	8%	11%
EPAM	12%	6%	8%
R²	0,763	0,933	0,868
Erro de validação	1%	-16%	12%
Erro de validação abs.	8%	16%	12%

Interpretando a Tabela 4-59 entende-se que o EM relativamente à amostra de ajustamento está muito perto de zero querendo isso dizer que o modelo tanto está a prever por defeito como por excesso em relação ao valor real. Na amostra de validação os erros das referências 25516 e 25525 são superiores aos da amostra de ajustamento o que é normal uma vez que esta amostra tem um número de observações inferior à amostra de ajustamento e por isso basta haver um erro num dos meses mais elevado que irá logo influenciar a média.

Para finalizar esta hipótese é necessário desagregar as referências para cada um dos canais, tal como é apresentado nas Tabela 4-60,

Tabela 4-60 Dados Relativos à Referência 25515, Hipótese 2- Modelo DC Aditivo

		25515				
		% do peso	Previsão	Valor Real	Erro	% de Erro
Mês 1	Alimentar	1%	2552	3279	727	22%
	C&C	6%	27022	24373	-2648	-11%
	Distribuidores	19%	93810	96408	2598	3%
	Horeca	74%	358169	419433	61264	15%
Mês 2	Alimentar	1%	2421	1485	-936	-63%
	C&C	6%	25639	21331	-4308	-20%
	Distribuidores	19%	89010	54766	-34244	-63%
	Horeca	74%	339841	403803	63962	16%
Mês 3	Alimentar	1%	3416	6139	2723	44%
	C&C	6%	36178	24519	-11659	-48%
	Distribuidores	19%	125596	81507	-44089	-54%
	Horeca	74%	479526	454243	-25283	-6%
Mês 4	Alimentar	1%	3290	4089	799	20%
	C&C	6%	34843	69248	34406	50%
	Distribuidores	19%	120962	99377	-21584	-22%
	Horeca	74%	461832	494892	33060	7%
Erro Médio dos 4 meses		Alimentar: 6%; C&C: -7%; Distribuidores: -34%; Horeca: 8%				

Relativamente à desagregação da referência 25515 nos diferentes canais, verifica-se que, após se calcularem as previsões consoante a importância que cada canal tem nesta referência, existem percentagem de erros que são negativas e outras que são positivas. Isto é, através da desagregação a previsão, por vezes é superior ao valor real e outras vezes é inferior.

Quando se analisa a percentagem de erro associada à referência 25516 nos diversos canais conclui-se que na maior partes dos canais a percentagem de erro associada a cada canal é negativa indicando que a previsão das vendas está superior ao valor real das vendas (Tabela 4-61).

No caso da desagregação da referência 25525 representada na

Tabela 4-62 acontece precisamente o contrário do que acontece na referência 25516, isto é, a percentagem de erro é maioritariamente positiva, significando que os valores de previsão de vendas são inferiores aos valores reais.

Tabela 4-61 Dados Relativos à Referência 25516, Hipótese 2- Modelo DC Aditivo

25516						
		% do peso	Previsão	Valor Real	Erro	% de Erro
Mês 1	Alimentar	0%	4544	2374	-2170	-91%
	C&C	6%	67663	57394	-10268	-18%
	Distribuidores	10%	117912	134729	16818	12%
	Horeca	84%	986825	930907	-55919	-6%
Mês 2	Alimentar	0%	4157	2042	-2115	-104%
	C&C	6%	61907	50425	-11482	-23%
	Distribuidores	10%	107882	74534	-33348	-45%
	Horeca	84%	902885	811274	-91610	-11%
Mês 3	Alimentar	0%	5406	2774	-2632	-95%
	C&C	6%	80507	48024	-32483	-68%
	Distribuidores	10%	140294	83545	-56749	-68%
	Horeca	84%	1174159	880274	-293885	-33%
Mês 4	Alimentar	0%	5380	3119	-2261	-72%
	C&C	6%	80103	69248	-10855	-16%
	Distribuidores	10%	139590	148571	8980	6%
	Horeca	84%	1168263	1067430	-100833	-9%
Alimentar: -91%; C&C: -31%; Distribuidores: -24%; Horeca: -15%						

Tabela 4-62 Dados Relativos à Referência 25525, Hipótese 2- Modelo DC Aditivo

25525						
		% do peso	Previsão	Valor Real	Erro	% de Erro
Mês 1	Alimentar	96%	50442	62814	12372	20%
	C&C	0%				
	Distribuidores	4%	1886	2111	225	11%
	Horeca	1%	289	1363	1074	79%
Mês 2	Alimentar	96%	53251	55818	2567	5%
	C&C	0%				
	Distribuidores	4%	1991	2236	245	11%
	Horeca	1%	304	1328	1025	77%
Mês 3	Alimentar	96%	56995	58767	1772	3%
	C&C	0%				
	Distribuidores	4%	2131	2236	105	5%
	Horeca	1%	325	1204	879	73%
Mês 4	Alimentar	96%	62651	59371	-3280	-6%
	C&C	0%				
	Distribuidores	4%	2341	16850	14508	86%
	Horeca	1%	358	1597	1240	78%
Erro Médio dos 4 meses		Alimentar: 5%; Distribuidores: 28%; Horeca: 77%				

c) Hipótese 3

Para terminar a análise relativamente ao modelo de Decomposição Clássica do tipo Aditivo foi testada a última hipótese, que visa modelar as séries cronológicas de cada referência por cada canal. Para se proceder ao cálculo da previsão de vendas de cada uma das referências por cada canal foi necessário calcular os fatores sazonais bem como a reta tendência de cada uma das séries.

Através da Figura 4-17 verifica-se o comportamento da série de dados dos fatores sazonais das 3 referências nos 4 canais. As 3 referências nos diferentes canais apresentam um incremento no volume de vendas entre o mês de maio a setembro. Sendo que no canal Distribuidores existe um crescimento de vendas mais acentuado no mês de maio que nos restantes canais.

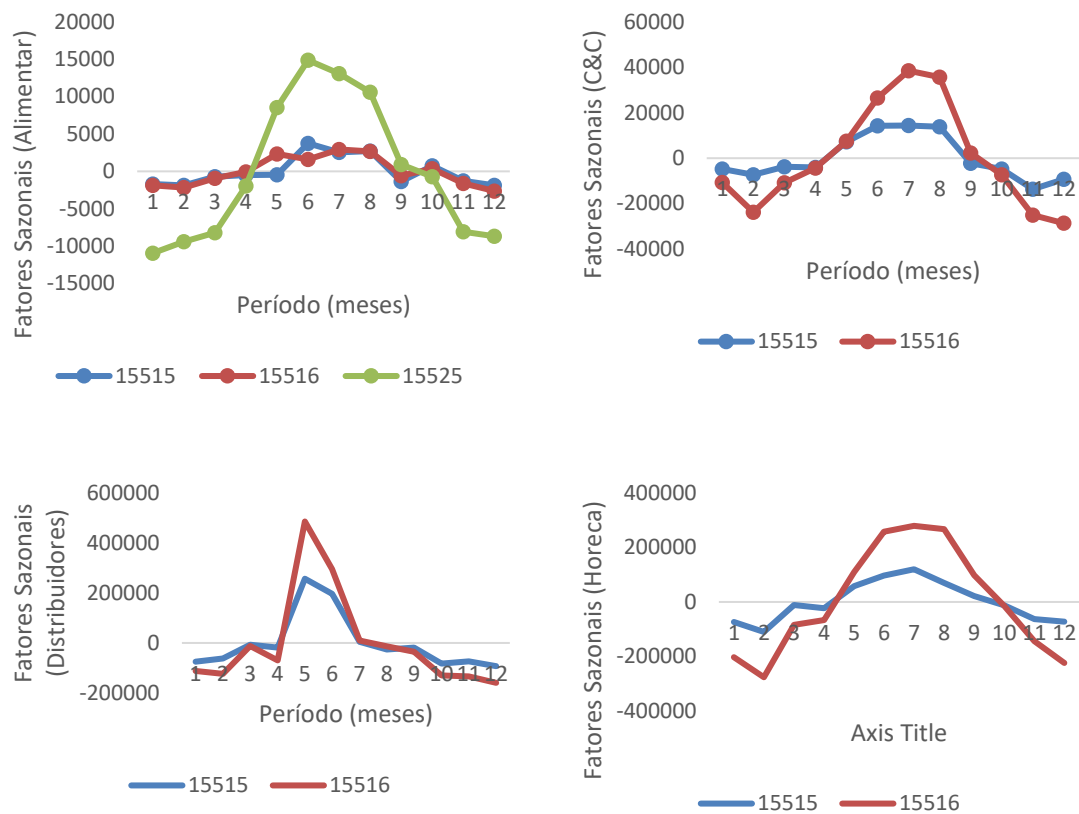


Figura 4-17 Fatores Sazonais no Modelo DC Aditivo, Hipótese 3

Após se calcular os fatores sazonais que se tiveram em conta na modelação das séries cronológicas é necessário analisar a reta da tendência Tabela 4-63.

Tabela 4-63 Fatores Sazonais no Modelo DC Aditivo, Hipótese 3

Canal	Referência	M	b
Alimentar	25515	51	2449
	25516	-11	4894
	25525	868	32182
C&C	25515	20	35536
	25516	419	62041
Distribuidores	25515	-179	127988
	25516	1796	88397
Horeca	25515	890	459545
	25516	10252	828179

Da mesma forma que no modelo de Decomposição Clássica do tipo Multiplicativo, as únicas referências com declive negativo são a 25515 no canal Distribuidores e 25516 no canal Alimentar. As restantes referências nos outros canais apresentam declive positivo, sendo que a 25515 no canal Horeca é bastante acentuada e a 25515 no canal C&C é quase nulo.

Os dados estatísticos retirados das modelações que se efetuaram apresentam-se na Tabela 4-64.

Tabela 4-64 Resultados Obtidos do Ajuste do Modelo DC Aditivo para a Família X, Hipótese 3

	Alimentar			C&C		Distribuidores		Horeca	
Estatísticas	25515	25516	25525	25515	25516	25515	25516	25515	25516
EM	11%	4%	1%	2%	2%	6%	8%	0%	0%
EAM	40%	24%	8%	12%	14%	31%	30%	5%	6%
REQM	54%	27%	12%	16%	16%	40%	42%	6%	7%
EPAM	40%	24%	8%	12%	14%	31%	30%	5%	6%
R²	0,533	0,596	0,840	0,752	0,785	0,734	0,827	0,862	0,894
Erro Validação	6%	-14%	8%	-25%	-15%	8%	-12%	3%	-13%
Erro validação abs	31%	17%	8%	25%	15%	28%	37%	6%	13%

A percentagem dos erros absolutos de validação relativamente à modelação de cada uma das séries cronológicas estão na sua generalidade baixas, com exceção da percentagem do erro associado à referência 25515 no canal C&C que é igual a -25%. Na referência 25515 no canal Horeca e na referência 25516 dos canais C&C e Horeca a percentagem do erro de validação é igual em número à percentagem de erro absoluto da amostra de validação, querendo isso dizer que a previsão de vendas está a prever sempre por excesso nos primeiros 4 meses de 2018.

a) Comparação das 3 hipóteses estudadas

Posto que já foram analisadas as 3 hipóteses relativamente ao modelo de Decomposição Clássica do tipo Aditivo sucedeu-se à comparação das 3 hipóteses para verificar qual é a mais vantajosa, isto é, aquela que apresenta um erro menor.

As conclusões relativamente à seleção de qual a hipótese mais adequada para cada referência são exatamente a mesma que se retiraram do modelo da Decomposição Clássica do tipo Multiplicativo. A partir Tabela 4-65 verifica-se que a referência 25515 apresenta uma percentagem de erro de valor mais baixo na hipótese 2, a referência 25516 apresenta uma percentagem de erro mais baixa de 16%, sendo então as hipóteses 2 e 3 as escolhidas para esta referência. A hipótese 3 é a hipótese que minimiza o erro da referência 25525.

Quando se efetua a comparação do erro global verifica-se que efetivamente a hipótese 2 é a mais adequada uma vez que apresenta uma percentagem de erro global menor, no entanto a hipótese 3 apresenta um erro quase igual ao da hipótese 2 apenas com 1% de diferença.

Tabela 4-65 Comparação das 3 Hipóteses no Modelo de DC Aditivo

Família X/Hipótese		1ª	2ª	3ª	1ª	2ª	3ª
Referência (ponderação)	Canal (ponderação)	Global referência					
25515 (34%)	Alimentar (1%)	37%	37%	31%			
	C&C (6%)	24%	32%	25%			
	Distribuidores (19%)	18%	35%	28%			
	Horeca (74%)	25%	11%	6%	20%	8%	11%
25516 (64%)	Alimentar (0%)	27%	91%	17%			
	C&C (6%)	22%	31%	15%			
	Distribuidores (10%)	27%	33%	37%			
	Horeca (84%)	23%	15%	13%	22%	16%	16%
25525 (3%)	Alimentar (96%)	43%	8%	8%			
	C&C (0%)	NA	NA	NA			
	Distribuidores (4%)	57%	28%	NA			
	Horeca (1%)	86%	77%	NA	47%	12%	8%
Global		22%	13%	14%			

Legenda:
 → Valores determinados a partir da modelação
 → Valores determinados a partir da desagregação com base nas cotas de referência e canal
 → Valores determinados a partir da agregação dos erros com base nas cotas de referência e canal
NA → Não aplicável

4.8.5 Seleção do Modelo

Dado que anteriormente nas secções 4.8.1, 4.8.2, 4.8.3 e 4.8.4 foram testadas as 3 hipóteses para cada um dos quatro modelos selecionados nesta dissertação, é necessário comparar estas 3 hipóteses nos 4 diferentes modelos para entender qual será o modelo de previsão mais adequado para as referências estudadas, bem como em que hipótese deverá ser modelado. Na Tabela 4-66 é apresentada uma síntese da percentagem de erro absoluto da amostra de validação de forma a poder-se efetuar uma comparação.

Tabela 4-66 Comparação dos 4 Modelos Utilizados em Relação à Família X

Modelo												
	HW c/ sazonalidade Multiplicativa			HW c/ sazonalidade Aditiva			DC tipo Multiplicativo			DC tipo Aditivo		
	Hipótese			Hipótese			Hipótese			Hipótese		
	1	2	3	1	2	3	1	2	3	1	2	3
	Global	10%	12%	15%	9%	12%	18%	18%	11%	12%	22%	13%

Dado que, não faz sentido estar a modelar uma referência de uma forma e outra de outra forma, isto porque, se, por exemplo, escolher modelar a referência 25515 pela hipótese 1 e a referência 25516 pela hipótese 2 está-se a entrar numa incongruência. Se se decidir modelar a referência

25516 individualmente esta já não iria ser tida em consideração para se calcular a previsão a partir da hipótese 1, hipótese que visa modelar a Família das 3 referências como um conjunto e posteriormente as desagrega.

Segundo a Tabela 4-66 uma das conclusões que se retira imediatamente é que quando se aplica os modelos de Decomposição Clássica as hipóteses 2 e 3 são as que apresentam um erro global de validação mais baixo, diferindo 1% um do outro. Os modelos que apresentam um erro menor são o Modelo *Holt Winters* Multiplicativo (10%) e o Modelo *Holt Winters* Aditivo (9%), ambos na hipótese 1. Os erros destes dois modelos são semelhantes, diferindo apenas de 1%. Uma vez que outro critério de seleção considerado para a seleção do modelo passa por escolher um modelo que apresente um R^2 elevado é necessário verificar este parâmetro, de forma a se seleccionar o modelo que deverá ser o escolhido para esta família. Através da análise da Tabela Anexo J.1 verifica-se que o modelo que apresenta um R^2 mais elevado é o Modelo *Holt-Winters* Aditivo na Hipótese 1 totalizando 96,1%, superior ao R^2 do Modelo *Holt-Winters* Multiplicativo na Hipótese 1 (85,9%). Desta forma o modelo que apresenta o erro mais baixo e o R^2 superior é o modelo mais adequado para o cálculo de previsão de vendas da família X.

Apesar do Modelo de Decomposição Clássica Multiplicativo apresentar erros muito próximos do Modelo de *Holt Winter* Aditivo considera-se que este será mais benéfico para a empresa uma vez que o processo de ajuste dos parâmetros do modelo (α , β e γ) é mais eficiente.

4.9 Previsão de Vendas da Família Y

O cálculo da previsão de vendas da Família Y e o cálculo do erro associado à previsão relativamente aos modelos seleccionados na dissertação e nas 3 hipóteses procederam-se de igual forma à Família X. Nesta secção apenas será feita a análise dos resultados finais.

Tal como foi referido na secção 4.7, os critérios utilizados para seleccionar o modelo que mais se adequa às referências da Família Y passa por analisar o erro absoluto global de validação e o R^2 . Na Tabela 4-67 estão apresentadas as percentagens dos erros globais associados a cada modelo em cada uma das hipóteses.

Tabela 4-67 Comparação dos 4 Modelos Utilizados em Relação à Família Y

Modelo			Modelo			Modelo			Modelo			
HW c/ sazonalidade Multiplicativa			HW c/ sazonalidade Aditiva			DC tipo Multiplicativo			DC tipo Aditivo			
Hipótese			Hipótese			Hipótese			Hipótese			
1ª	2ª	3ª	1ª	2ª	3ª	1ª	2ª	3ª	1ª	2ª	3ª	
Global	10%	12%	17%	16%	16%	17%	9%	12%	13%	9%	9%	13%

Através da Tabela 4-67 verifica-se que para esta Família os modelos que apresentam percentagem de erros mais baixos são o Modelo de Decomposição Clássica do tipo Multiplicativo (9%) e o do tipo Aditivo (9%), no entanto o modelo de *Holt-Winters* (10%) também apresenta uma percentagem de erro reduzida sendo apenas 1% superior à do modelo de Decomposição Clássica nas duas formas funcionais. Uma vez que os erros são muito semelhantes a decisão não poderá apenas, mais uma vez, passar por escolher o que tem um erro menor, mas sim escolher o modelo apresenta um R^2 elevado e que estrategicamente parece ser o mais adequado para a empresa. Tal como referido na secção 4.8.5 o modelo de *Holt-Winters* permite que se vá alterando as constantes de alisamento de forma a se adaptar a alguma alteração de comportamento. Este modelo é mais reativo que o de Decomposição Clássica, isso porque, o modelo de Decomposição Clássica considera sempre os mesmos fatores sazonais e não vai adaptando ao longo do tempo.

Segundo a Tabela 4-67 a escolha da hipótese a adotar deverá passar pela hipótese 1 e 2, visto que os erros são semelhantes. A escolha por uma ou por outra deverá ser tomada consoante a estratégia que a empresa quer optar, ou seja, se pretende modelar cada referência individualmente para que tenha um maior controlo sobre cada uma, no entanto, esta poderá acartar uma desvantagem que é a complexidade, uma vez que a empresa possui muitas referências. Por outro lado, modelar a Família Y (hipótese 1) e só, posteriormente proceder-se à desagregação de cada referência poderá diminuir a complexidade e reduzir o tempo despendido.

A partir da interpretação da Tabela 4-67 verifica-se que à medida que se calcula a previsão mais ao detalhe, isto é, referência por canal (hipótese 3), o erro absoluto aumenta, querendo indicar que à medida que a série cronológica apresenta um menor volume o erro aumenta.

Analisando as variáveis erro global, R^2 e estratégia da empresa conclui-se que o modelo que poderá ser mais adequado para a Família Y é o Modelo de *Holt Winters* Multiplicativo na hipótese 1. Apesar de o erro global associado a este modelo não ser o mais baixo, através da leitura da Tabela Anexo J.2, verifica-se, que este modelo apresenta um R^2 superior aos restantes (98,9%). Outro fator que levou à seleção deste modelo foi a versatilidade que este tem em adaptar-se às alterações das séries cronológicas face ao Modelo de Decomposição Clássica.

4.10 Previsão de Vendas da Família Z

À semelhança da Família Y, nesta secção apenas se mostra a Tabela 4-68 com a percentagem de erro global da amostra de validação. No Anexo I -a Tabela Anexo A.1 à Tabela Anexo A.4 pode-se visualizar cada um dos modelos estudados e as diferentes hipóteses na Família Z.

Tabela 4-68 Comparação dos 4 Modelos Utilizados em Relação à Família Z

	Modelo			Modelo			Modelo			Modelo		
	HW c/ sazonalidade Multiplicativa			HW c/ sazonalidade Aditiva			DC tipo Multiplicativo			DC tipo Aditivo		
	Hipótese			Hipótese			Hipótese			Hipótese		
	1 ^a	2 ^a	3 ^a	1 ^a	2 ^a	3 ^a	1 ^a	2 ^a	3 ^a	1 ^a	2 ^a	3 ^a
Global	17%	18%	28%	16%	17%	25%	27%	33%	28%	33%	40%	31%

Pela análise da Tabela 4-68 verifica-se que de todas as Famílias, a Família Z, é a que apresenta erros mais elevados, tal já seria de esperar uma vez que as referências que compõem esta Família são característicos do canal Alimentar e, por isso, sofrem muitas flutuações nas vendas devido às campanhas promocionais.

Nesta Família os modelos que apresentam melhores resultados são o modelo de *Holt-Winters* com sazonalidade Multiplicativa e Aditiva na hipótese 1 e 2. Mais uma vez quando se analisa a percentagem de erro nestes dois modelos verifica-se que esta aumenta quando maior for a especificidade da série cronológica modelada. Isto é, o modelo tem uma menor capacidade preditiva quando se calcula a previsão de uma determinada referência num determinado canal do que quando se modela a série cronológica da Família Z como um todo.

Ao analisar-se os R^2 calculados nesta família, Tabela Anexo J.3, constata-se que o Modelo *Holt Winters* nas duas formas funcionais apresenta valores muito altos (98,81 e 98,5 respetivamente) na hipótese 1, o que torna difícil a seleção de um modelo. Neste caso seria importante modelar por um período de tempo mais amplo e fazer uma nova comparação para que se pudesse concluir qual seria o modelo mais adequado.

4.11 Síntese do Capítulo

O presente capítulo teve como objetivo apresentar a metodologia a aplicar para o cálculo da previsão de vendas das referências que compõem as Famílias X, Y e Z.

Com base na revisão bibliográfica realizada no capítulo 2 selecionaram-se os modelos a aplicar às Famílias estudadas, nomeadamente, os modelos de *Holt-Winters* com Sazonalidade Multiplicativa e Aditiva e os modelos de Decomposição Clássica do tipo Multiplicativo e Aditivo. O critério de seleção destes modelos baseou-se no facto de estes modelarem duas componentes distintas, a sazonalidade e a tendência, dois fatores presentes nas referências a estudar. Os modelos selecionados foram aplicados segundo as seguintes formas: i) hipótese 1, que visa modelar com base na série cronológica da Família e posteriormente desagregar os valores das previsões em referência e canais, ii) hipótese 2, esta hipótese modela as séries cronológicas de cada uma das referências individualmente e depois efetua-se uma desagregação dos valores da

previsão pelos 4 canais existentes e, por fim, iii) hipótese 3 que tem como objetivo modelar as séries cronológicas de cada uma das referências por cada um dos canais.

Este capítulo descreve o processo de cálculo da previsão de vendas para a Família X, pormenorizadamente, apresentando as medidas de erro tanto a nível da amostra de ajustamento como de validação, de forma, a proceder-se à seleção do modelo mais adequado. Para a Família Y e Z apenas se apresenta os resultados finais (percentagem do erro absoluto relativamente à amostra de validação).

Após a análise da percentagem erros verificou-se que os modelos e hipóteses que apresentam um menor erro para cada das Famílias são os que estão apresentados na Tabela 4-69.

Tabela 4-69 Síntese Seleção dos Modelos para as 3 Famílias Estudadas

Modelos												
	HW c/ Sazonalidade Multiplicativa			HW c/ Sazonalidade Multiplicativa			DC do tipo Multiplicativo			DC do tipo aditivo		
	Hipóteses											
	1	2	3	1	2	3	1	2	3	1	2	3
Família X	10%	12		9%	12			11	12			
Família Y	10%	12					9	12		9%	9%	
Família Z	17%			16%	17%							

A seleção do modelo para cada uma das famílias baseou-se na conjugação dos seguintes pontos:

- Menor erro absoluto;
- R^2 elevado;
- Estratégia da empresa.

Com base nos critérios de seleção os modelos e hipóteses seleccionadas para as três famílias foram:

- Família X: *Holt Winters* Aditivo na Hipótese 1
- Família Y: *Holt Winters* Multiplicativo na Hipótese 1 e 2
- Família Z: *Holt Winters* Multiplicativo e Aditivo Hipótese 1

5 Conclusões

5.1 Conclusões Finais

O presente capítulo desta dissertação tem como objetivo sintetizar o estudo que foi desenvolvido em relação à previsão de vendas de bebidas não alcoólicas com sazonalidade e dar a conhecer a metodologia utilizada. Nesta secção são também propostas algumas sugestões para desenvolver trabalhos futuros.

Hoje em dia as empresas já consideram que a temática da previsão de vendas é algo crucial a nível estratégico, no entanto é necessário que estas adotem estratégias para melhoram cada vez mais o cálculo da previsão de vendas de forma a auxiliarem o planeamento de produção atempadamente. O trabalho desenvolvido nesta dissertação apenas examina a aplicação de dois tipos de modelos, *Holt-Winters* e Decomposição Clássica com duas formas funcionais, aditiva e multiplicativa a 3 Famílias de referências distintas.

Esta dissertação teve como objetivo propor uma metodologia para selecionar o modelo de previsão de vendas mais adequado às Famílias de referências estudadas. Para este fim, foi necessário analisar o sistema de previsão de vendas atual e selecionar-se algumas das referências que iriam ser utilizadas no desenvolvimento da presente dissertação, através da análise ABC. Após terem sido selecionadas as referências a estudar, procedeu-se a uma análise preliminar das séries cronológicas das vendas das referências selecionadas de forma a identificar o comportamentos das vendas, o que levou a concluir que as 3 Famílias estudadas apresentam sazonalidade anual (valores de vendas mais elevados nas alturas do final da primavera e no verão), variabilidade nos dados e uma ligeira tendência, para umas referência positiva e para outras negativa. Esta análise preliminar permitiu que se seleccionasse os modelos que melhor se adequavam às características das Famílias de referências em análise.

A metodologia proposta explora diferentes caminhos (três formas diferentes) para determinar o modelo mais preciso de previsão de vendas de uma referência para um determinado canal. A primeira hipótese modela a Família de referências e a partir da previsão de vendas da Família é determinada a previsão de vendas da referência que, por sua vez, é desagregada nas vendas da referência em cada canal de distribuição. A segunda hipótese propõe modelar as séries cronológicas das referências para depois serem desagregadas nas previsões de vendas de referência para os diferentes canais. Por fim, a terceira hipótese corresponde à modelação de cada referência por canal. Para a análise dos dois modelos nas 3 hipóteses definidas foi necessário testar cada modelo tanto na sua forma aditiva como multiplicativa 16 vezes na Família X, 36

vezes na Família Y e 41 vezes na Família Z. A comparação das previsões determinadas nas três hipóteses para os 2 modelos, com base no erro absoluto associado às amostras de ajustamento e de validação permitiu verificar que para a Família X o modelo *Holt-Winters* Aditivo na hipótese 1 é o mais adequado uma vez que apresenta um erro absoluto de 9% e um R^2 de 96,1%, com estes dados conclui-se que o modelo consegue modelar quase 100% da variabilidade presente nos dados. Para a Família Y o modelo selecionado é o *Holt-Winters* Multiplicativo na hipótese 1 e 2 apresentando erros de 10% e 12% e R^2 de 98,9% e 98,68% respetivamente. Mais uma vez este modelo consegue explicar quase 100% da variabilidade existente nos dados. Por fim para a Família Z o modelo selecionado foi o *Holt-Winters* com sazonalidade multiplicativa e aditiva na hipótese 1, devido ao facto de apresentarem resultados muito semelhante. Sendo os valores da forma multiplicativa do erro global e R^2 de 17% e 98,8, respetivamente e para a forma aditiva de 16% para o erro global e de 98,5% para R^2 .

Apesar de o Modelo de Decomposição Clássica apresentar também apresentar erros reduzidos, sempre que houve necessidade de optar por este ou pelo Modelo de *Holt Winters*, o modelo escolhido foi o *Holt Winters* uma vez que é um modelo que permite que seja melhorado o seu desempenho ao longo do tempo através das constantes de alisamento.

As conclusões obtidas para cada uma das Famílias foram diferentes, o que indica que cada Família deverá ser estudada individualmente. Esta conclusão pode ser justificada também pelo facto das famílias terem características distintas nos diferentes canais. Logo o próprio comportamento das séries cronológicas das vendas é distinto. É de notar que estes foram os modelos selecionados com base nos dados recolhidos, não querendo indicar que serão sempre os mais adequados.

Após se identificar quais os modelos que melhor se adequam a cada uma das famílias de referências, verificou-se também que as hipóteses 1 e 2 são as que apresentam menor erro. Esta conclusão vem indicar que quanto mais detalhadamente se quer modelar uma série cronológica, as quantidades a trabalhar são menores, o que fará com que os modelos não tenham uma performance elevada.

Através da interpretação dos erros associados às modelações que se efetuaram permitiu concluir é que sempre que se modela uma série com um maior volume existem menores erros, ou seja, os modelos ajustam-se melhor, de forma mais eficaz. Na maioria das séries cronológicas estudadas verificou-se que o canal Alimentar é o que apresenta erros mais elevados. Tal deve-se ao facto de as séries cronológicas neste canal não apresentarem um comportamento com um padrão muito bem definido devido às campanhas promocionais a que este é sujeito.

Uma vez que a empresa produz para stock e necessita de ter um processo de previsão de vendas eficaz para a auxiliar o planeamento de produção, o importante é saber o número de unidades que é necessário produzir de cada referência. Dessa forma, o que importa saber para a empresa não é se, hipoteticamente, o que será vendido no mês de agosto da referência 25515 no canal Alimentar é 2000 unidades, no canal Horeca 10000 unidades, no canal Distribuidores 5000 unidades e no canal C&C é 3000 unidades. O que tem interesse em saber é a quantidade da referência 25515 que se prevê vender no mês de agosto, independentemente do canal em que ocorram as vendas, isto é, 20000 unidades, para que possa ajudar na tomada de decisão da quantidade a produzir da referência 25515 de modo eficaz e eficiente.

A Sumol+Compal teve em consideração o estudo realizado nesta dissertação, procedendo com a revisão dos modelos associados a cada família de referências e posteriormente estabeleceu que os modelos deveriam ser revistos pelo menos 1 vez por ano.

5.2 Propostas de Melhoria para desenvolvimento de trabalhos futuros

Como sugestões de trabalhos futuros destacam-se os seguintes:

- Uma vez que o modelo de *Holt-Winters* foi um dos modelos selecionados como dos mais adequados para uma das Famílias é necessário que este seja periodicamente calibrado em função das alterações que se vierem a constatar em termos do comportamento das séries cronológicas para que o seu desempenho seja cada vez mais eficaz e eficiente;
- As referências estudadas sofrem alterações do comportamento de vendas devido à meteorologia e, por isso, seria aconselhado que se utilizasse modelos causais para incluir este fator e melhorar a gestão das previsões de vendas.
- O canal Alimentar é um canal que sofre muitas flutuações nas vendas no comportamento devido às campanhas promocionais e, por isso, seria útil determinar a previsão de vendas se se modelasse o comportamento das vendas deste canal sem a referência de campanhas promocionais e depois se adicionasse as vendas da responsabilidade das campanhas promocionais, uma vez que a empresa programa a sua ocorrência com muito tempo de antecedência.
- Sempre que uma referência seja descontinuada porque vai ser substituída por outra, o sistema deve ter este registo específico para que a modelação das vendas da nova referência possa ser realizada a partir do comportamento da referência que substituiu.
- Uma das variáveis a ter em conta nas vendas de uma referência é a meteorologia outra também importante será a identificação do poder de compra da população alvo destes

produtos, porque os produtos estudados não são bens essenciais. Logo, uma receção económica influenciará negativamente as vendas das bebidas não alcoólicas.

- Outra variável importante que devia ser estudada é a concorrência, no sentido da SC ser mais proactiva e menos reativa.
- Por fim, seria importante que sempre que se modelam séries cronológicas para prever as vendas houvesse um mecanismo que indicasse que existem erros de previsão associados superiores ou inferiores em relação ao analisado anteriormente, para se perceber se algo deve ser alterado no modelo de previsão de vendas.

Referências Bibliográficas

- Abraham, B. e Ledolter, J. (1983). *Statistical Methods for Forecasting*. Nova Jersey, Estados Unidos: Wiley- Interscience.
- Albright, S. C., Winston, W. L. e Zappe, C. (2004). *Data Analysis for Managers with Microsoft Excel*. 2nd edn. Belmont, California: Thomson.
- Armstrong, J. S. (2002). *Principles of forecasting: A Handbook for Researchers and Practitioners*. New York, Boston, Dordrecht, London, Moscow: Kluwer Academic.
- Aveiro, I. (2015). Sumol+Compal conclui venda da S+C Marcas à Castel. Disponível em https://www.jornaldenegocios.pt/empresas/industria/detalhe/sumolcompal_conclui_venda_da_s_c_marcas_a_castel, consultado a 30/08/2018.
- Ballou, R. (2004). *Business Logistics- Supply Chain Management*. Cleveland, Ohio: 5th edn. Pearson Higher Education.
- Barrati, M. e Oke, A. (2007). Antecedents of supply chain visibility in retail supply chains: A resource-based theory perspective. *Journal of Operations Management*, (25)6, 1217–1233. doi: 10.1016/j.jom.2007.01.003.
- Benetti, K. C., Girardi, D., Rodrigues, . M. T. Cortes, A. F. (2008). *Modelo de Avaliação de Desempenho Logístico de um Centro de Distribuição do Setor Supermercado*, apresentado em Xi Semead, Brasil. doi: 10.15713/ins.mmj.3.
- Bower, P. (2007). How Is Your Demand Planning Metabolism? *The Journal of Business Forecasting* (26)1.
- Bowersox, D. J., Closs, D. J. e Cooper, M. B. (2002). *Supply Chain Logistics Management*. Nova Iorque, Estados Unidos: 1st edn. McGraw-Hill Higher Education.
- Box, G., Jenkins, G. M. e Reinsel, G. (1994). *Time Series Analysis: Forecasting & Control*. Nova Jersey, Canada: 3rd edn. Prentice-Hall International. doi: 10.1111/j.1467-9892.2009.00643.x.
- Cardoso, F. (2015). *Implementação e validação de um software de previsão de vendas*. (Dissertação, Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto).
- Chambers, J. C., Mullick, S. K. e Smith, D. (1971). How to choose the right forecasting technique, *Harvard Business Review*, 1-4.

- Chatfield, C. (2000). *Time-Series Forecasting*. Raton, Florida: Chapman & Hall/CRC, Boca.
- Chen, C. e Liu, L.-M. (1993). Forecasting time series with outliers, *Journal of Forecasting*, (12)1, 13–35. doi: 10.1002/for.3980120103.
- Chu, C. W., Liang, G. S. e Liao, C. T. (2008). Controlling inventory by combining ABC analysis and fuzzy classification, *Computers and Industrial Engineering*, (55)4, 841–851. doi: 10.1016/j.cie.2008.03.006.
- Compal, S. (2018). História Compal. Disponível em <https://compal.pt/quemsomos-marcoshistoricos.php>, consultado a 31/05/2018.
- Costa, D. F. (2016). *Desenvolvimento de uma ferramenta de previsão de vendas e margens para o retalho especializado*. (Tese de Mestrado, Faculdade de Engenharia Universidade do Porto). disponível em: <https://repositorio-aberto.up.pt/bitstream/10216/85499/2/145204.pdf>.
- Council of Supply Chain Management Professionals (2012). CSCMP. disponível em <http://cscmp.org/about-us/supply-chain-management-definitions>, consultado a 31/03/2018.
- Carvalho, J. (2010). *Logística e Gestão da Cadeia de Abastecimento*. Lisboa Portugal: 1st edn. Sílabo.
- DeLurgio, S. A. (1998). *Forecasting Principles and Applications*. Nova Iorque, Estados Unidos: 1st edn. Irwin/McGraw-Hill.
- Ehrental, J. C. F., Honhon, D. e Van Woensel, T. (2014). Demand seasonality in retail inventory management, *European Journal of Operational Research*, (238)2, 527–539. doi: 10.1016/j.ejor.2014.03.030.
- Feliciano, R. A. (2009). *Uma proposta de gerenciamento integrado da demanda e distribuição, utilizando sistema de apoio à decisão (sad) com business intelligence (bi)* (Tese de Mestrado, Escola Politécnica da Universidade de São Paulo) Disponível em: <http://www.teses.usp.br/teses/disponiveis/3/3136/tde-05062009-091032/pt-br.php>.
- Gunasekaran, A. e Ngai, E. W. T. (2003). The successful management of a small logistics company. *International Journal of Physical Distribution & Logistics Management*, (33)9, 825–842. doi: 10.1108/09600030310503352.
- Güvenir, H. A. e Erel, E. (1998). Multicriteria inventory classification using a genetic algorithm. *European Journal of Operational Research*, (105)1, 29-37.

Hanke, J. E. e Wichern, D. W. (2008). *Business Forecasting*. New Jersey, Canada: 9th edn. Prentice Hall.

Hyndman, R. J, Koehler, A, Ord, K, Snyder, R (2008). *Forecasting with exponential smoothing : the state space approach*. Berlim, Alemanha: Springer.

Hyndman, R. J. e Athanasopoulos, G. (2018). *Forecasting Principles and Practise*. Berlim, Alemanha: 2nd edn. OTEXTS.

Kaliyaperumal, S. K., Kuppusamy, M. e Gounder, A. S. (2015). Outlier Detection and Missing Value in Time Series Ozone Data. *Journals of Scientific Research Publications*, (3)9, 220–226. doi: 10.12983/ijsrk-2015-p0220-0226.

Kaya, A. (2010). Statistic Modelling for Outlier Factors. *Journal of Applied Sciences*, (3)1, 185–194. Disponível em http://ozelacademy.com/OJAS_v3n1_16.pdf.

Makridakis, G. Wheelwright, S. C. e Hyndman, R. J. (1997). *Forecasting: Methods and Applications*. Nova Iorque, Estados Unidos: 3rd edn. Wiley.

Makridakis, S. (2000). The M3-Competition : results, conclusions and implications. *International Journal of Forecasting*, (16), 451–476.

Marketeer (2017). Bebidas não-alcoólicas crescem 9% em Portugal. Disponível em: <http://marketeer.pt/2017/11/06/bebidas-nao-alcoolicas-crescem-9-em-portugal/>, consultado a 25/06/2018.

Mentzer, J. T. e Cox, J. E. (1997). Familiarity, application, and performance of sales forecasting techniques. *Journal of Forecasting*, (3)1, 27–36. doi: 10.1002/for.3980030104.

Milgate, M. (2001). Supply chain complexity and delivery performance: an international exploratory study. *Supply Chain Management: An International Journal*, (6) 3, 106–118. doi: 10.1108/13598540110399110.

Montgomery, D. C., Jennings, C. L. e Kulahci, M. (2008). *Introduction to Time Series Analysis and Forecasting*. Nova Jersey, Canada : John Wiley & Sons, Inc. doi: 10.1017/CBO9781107415324.004.

Moon, M., Mentzer, J., Smith, C., Garver, M. (1998). Seven keys to better forecasting. *Business Horizons*, (41)5, 44–52. doi: 10.1016/S0007-6813(98)90077-5.

Mourits, M. e Evers, J. J. M. (1995). Distribution network design. *International Journal of Physical Distribution & Logistics Management*, (25)5, 43–57. doi: 10.1108/09600039510089703.

Ogus, E., Yazici, A. C. e Gurbuz, F. (2007). Evaluating the Significance Test When the Correlation Coefficient is Different from Zero in the Test of Hypothesis. *Communications in Statistics — Simulation and Computation*, (36)4, 847-854 doi: 10.1080/03610910701418028.

Oliveira, F. (2006). *Metodologia para seleção de métodos de previsão de demanda*. (Tese de Mestrado, Universidade Federal do Rio Grande do Sul Escola de Engenharia.) Consultado a 31/06/2018.

Pellegrini, F. (2000). *Metodologia para implementação de sistemas de previsão de demanda*, (Dissertação de mestrado, Porto Alegre: Universidade Federal do Rio Grande do Sul). Disponível em: <http://www.producao.ufrgs.br/arquivos/publicacoes/Fernando R Pellegrini.pdf>., consultado a 01/08/2018.

Pellegrini, F. R. e Fogliatto, F. S. (2001). Passos para implantação de sistemas de previsão de demanda: técnicas e estudo de caso. *Revista Produção*, (11), 43–64. doi: 10.1590/S0103-65132001000100004.

Pfohl, H. e Zöllner, W. (1997). Organization for logistics: the contingency approach. *International Journal of Physical Distribution & Logistics Management*, (27)5/6, 306–320. doi: 10.1108/09600039710175895.

Ravinder, H. e Misra, R. B. (2014). ABC Analysis For Inventory Management: Bridging The Gap Between Research And Classroom. *American Journal Of Business Education – Third Quarter*, (7)3, 257–264.

Rushton, A., Croucher, P. e Baker, P. (1998). *The Handbook of Logistics & Distribution Management, Design*. Grã-Bretanha: 4th edn Kogan Page Limited.

Schwertman, N. C., Owens, M. A. e Adnan, R. (2004). A simple more general boxplot method for identifying outliers. *Computational Statistics and Data Analysis*, (47)1, 165–174. doi: 10.1016/j.csda.2003.10.012.

Shim, J. K. (2000). *Strategic Business forecasting: The Complete Guide to Forecasting Real World Company Pperformance*. Boca Raton, Florida: 1st edn. CRC Press.

Shim, J. K. (2009). *Strategic Business Forecasting Including Business Forecasting Tools and*

Applications. California: Global Professional.

Stonebraker, P. W. e Liao, J. (2006). Supply chain integration: exploring product and environmental contingencies. *Supply Chain Management: An International Journal*, (11)1, 34–43. doi: 10.1108/13598540610642457.

Sultana, N. e Shathi, S. R. (2010). *Demand Planning Methodology in Supply Chain Management*. International Conference on Industrial Engineering and Operations Management Dhaka Bangladesh, Janeiro 9 – 10, 2010

Sumol+Compal (2018). *Marcas, SA*. Disponível em: <http://www.cotecportugal.pt/pt/quem-somos/associados/sumolcompal-marcas-sa> consultado a 04/07/2018.

Sumol+Compal (2015). *História Sumol*. Disponível em: <http://www.sumolworld.com/pt/historia> consultado a 04/07/2018.

Sumol+Compal (2017). *Relatório de Contas 2017 1º Semestre*. Disponível em: <https://sumolcompal.pt/sites/storage/files/0901RelContSem2017.pdf>, consultado a 04/07/2018.

Syntetos, A. A. e Boylan, J. E. (2008). Demand forecasting adjustments for service-level achievement. *Journal of Management Mathematics*, (19)2, 175–192. doi: 10.1093/imaman/dpm034.

Syntetos, A. A., Babai, M. Z. e Gardner, E. S. (2015). Forecasting intermittent inventory demands: Simple parametric methods vs. bootstrapping. *Journal of Business Research*., (68)8, 1746–1752. doi: 10.1016/j.jbusres.2015.03.034.

Szozda, N. e Wojciechowska, S. (2011). Influence of the Demand Planning Process on Logistic System Reliability. Case Study. *Total Logistic Management*, (4).

Tolvi, J. (1998). Outliers in time series. *International Journal of Agricultural and Statistics Science*, (7)2, 685-691.

Wanke, P. F. e Corrêa, H. L. (2014). The relationship between the logistics complexity of manufacturing companies and their supply chain management. *Production*, (24)2, 233–254. doi: 10.1590/S0103-65132013005000052.

Wei, W. W. S. (2006). *Time Series Analysis : Univariate and Multivariate Methods*. Estados Unidos : 2nd edn Pearson Addison Wesley, p. 614. doi: 10.1002/9780470515075.ch22.

Werner, L. (2004). *Um modelo composto para realizar previsão de demanda através da integração da combinação de previsões e do ajuste baseado na opinião*. (Dissertação de mestrado, Universidade Federal do Rio Grande do Sul).

Shankar, V (2001). "Integrating demand and supply chain management," *Supply chain management review* (10)4, 252-263.

Anexos

Anexo A - Análise ABC

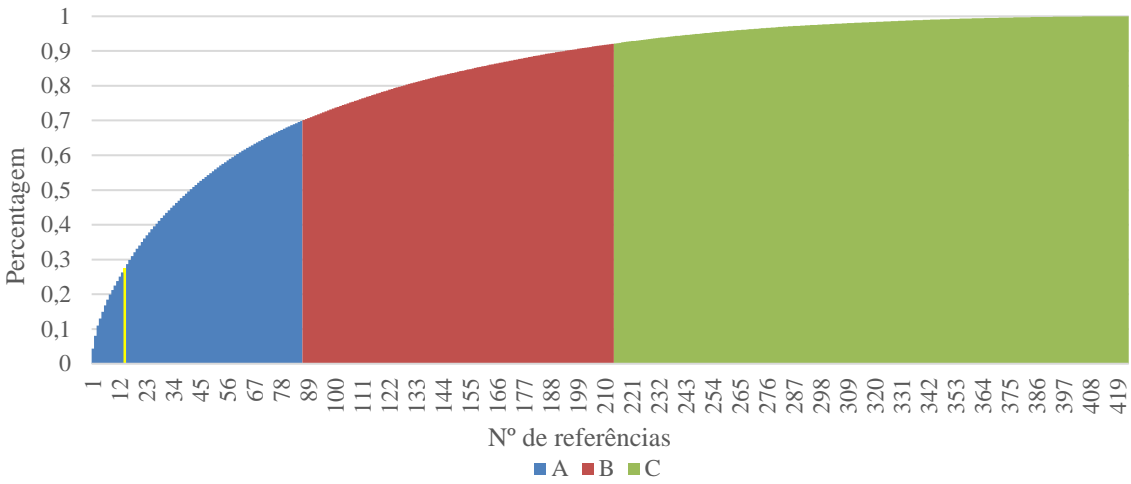


Figura Anexo A.1-Análise ABC

Anexo B - Comportamento das Referências da Família X

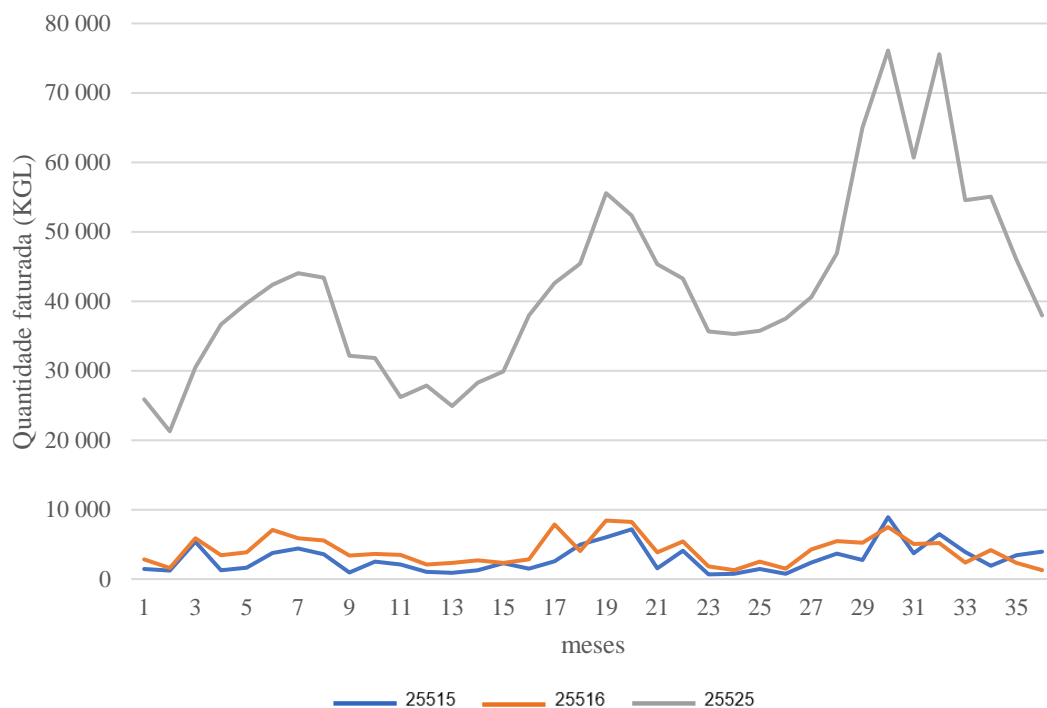


Figura Anexo B.1 – Comportamento das Vendas das Referência da Família X, Canal Alimentar

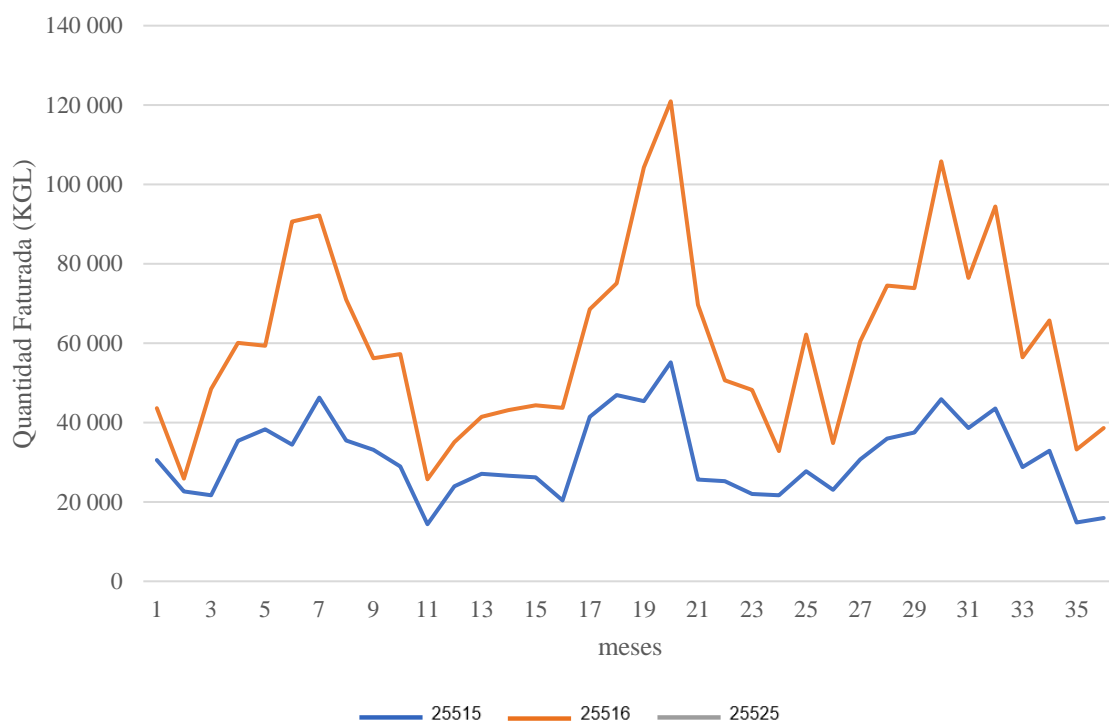


Figura Anexo B.2 - Comportamento das Vendas das Referência da Família X, Canal C&C

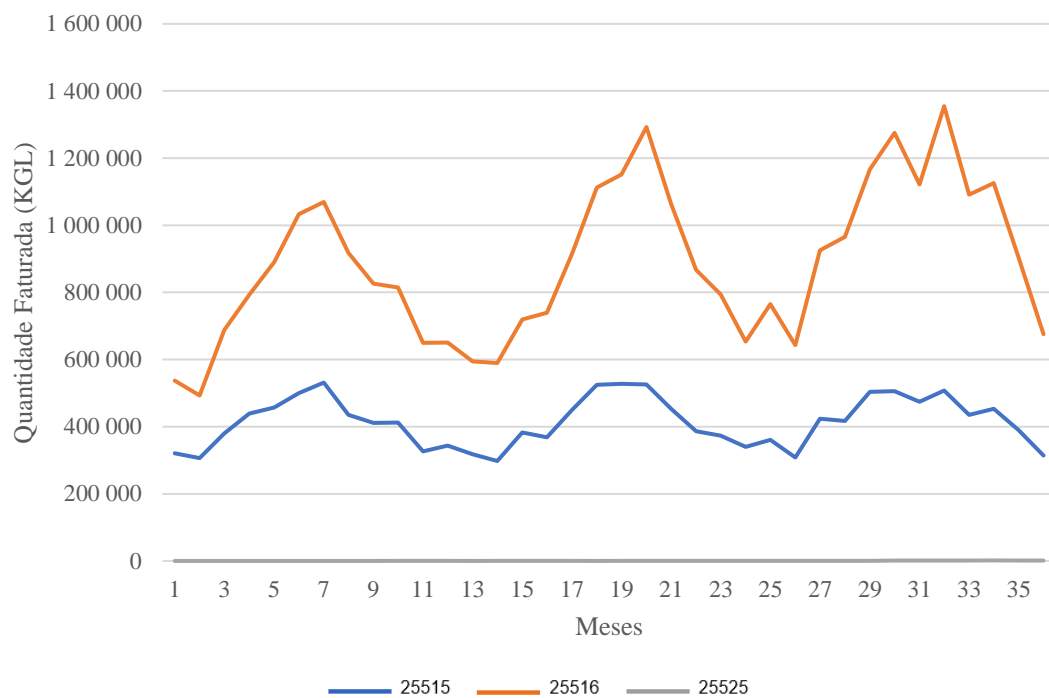


Figura Anexo B.3 - Comportamento das Vendas das Referência da Família X, Canal Horeca

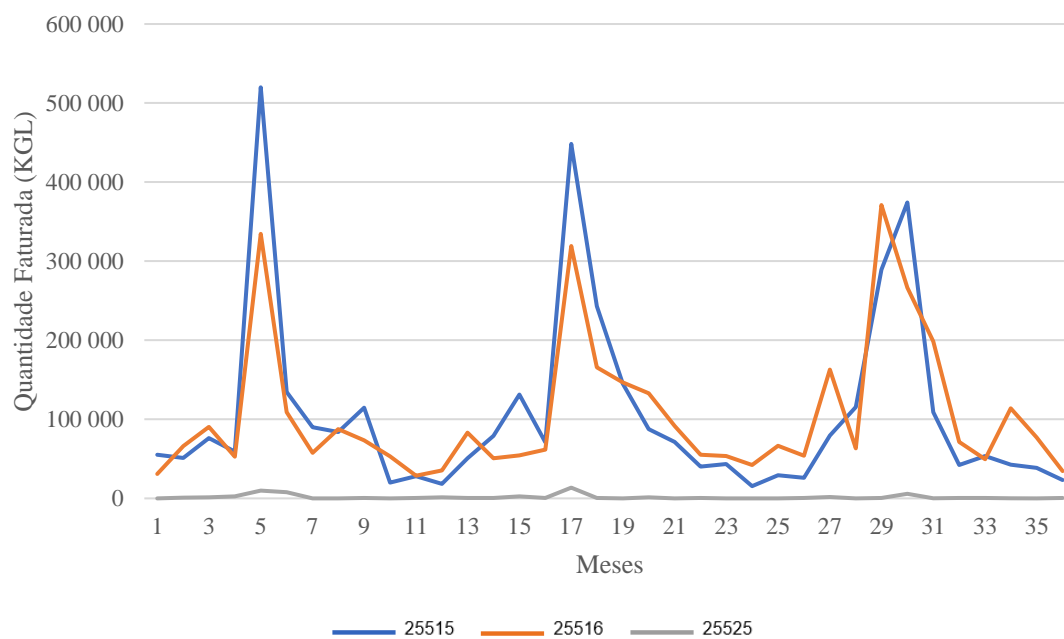


Figura Anexo B.4 Comportamento das Vendas das Referência da Família X, Canal Distribuidores

Anexo C - Comportamento das Referências da Família Z

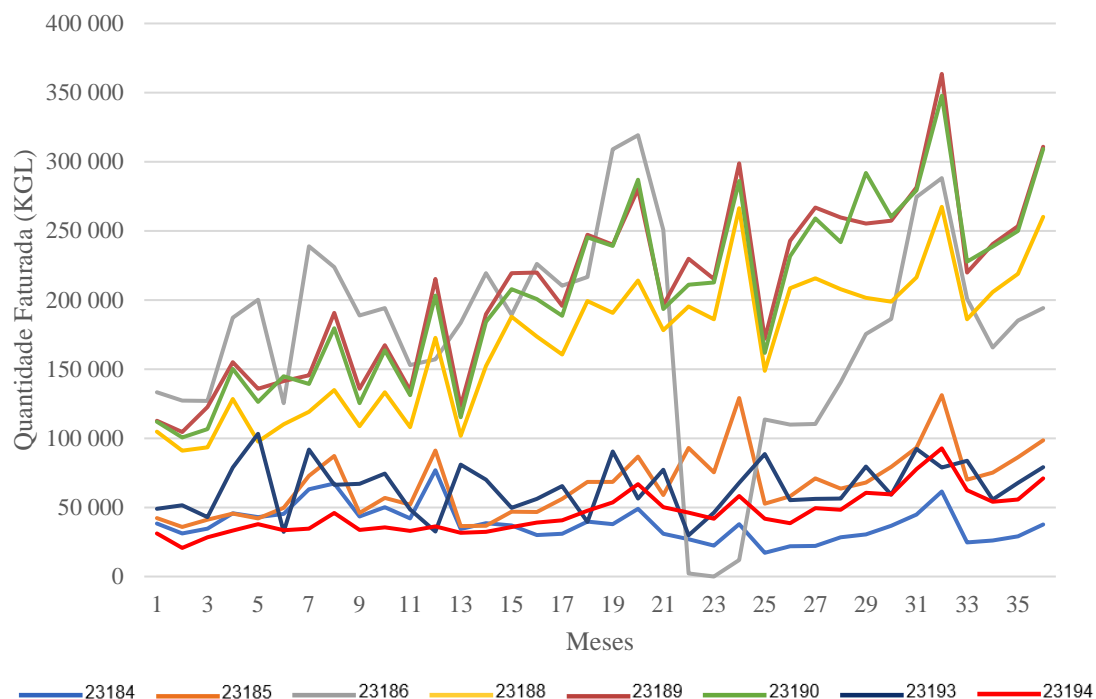


Figura Anexo C.1 - Comportamento das Vendas das Referência da Família Z, Canal Alimentar

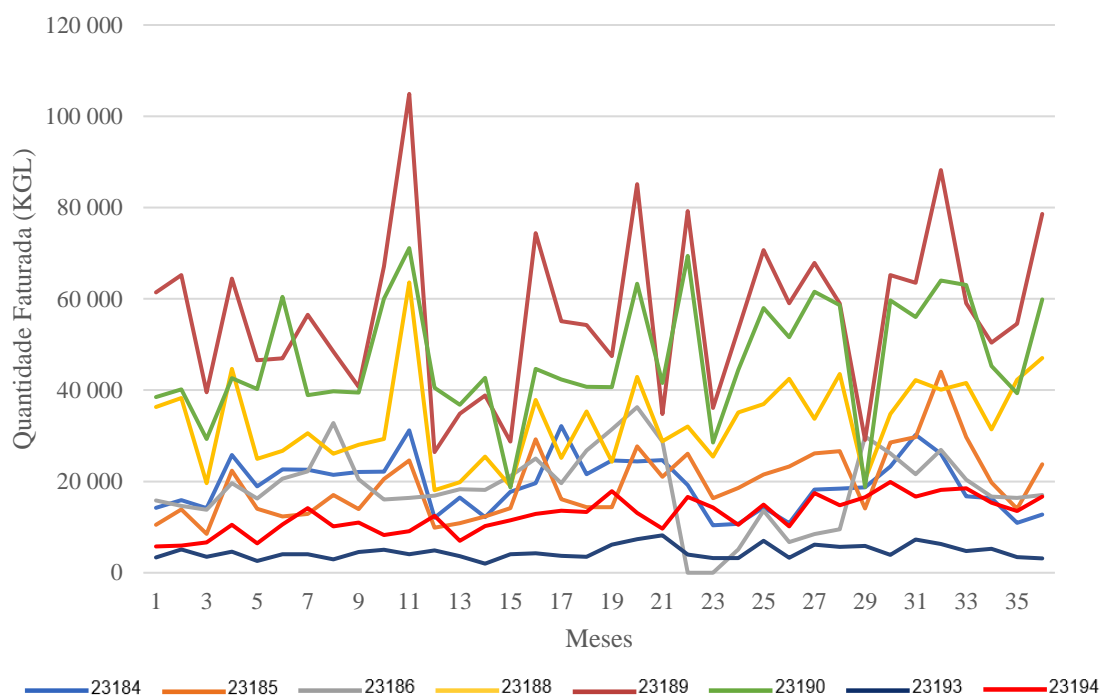


Figura Anexo C.2 - Comportamento das Vendas das Referência da Família Z, Canal C&C

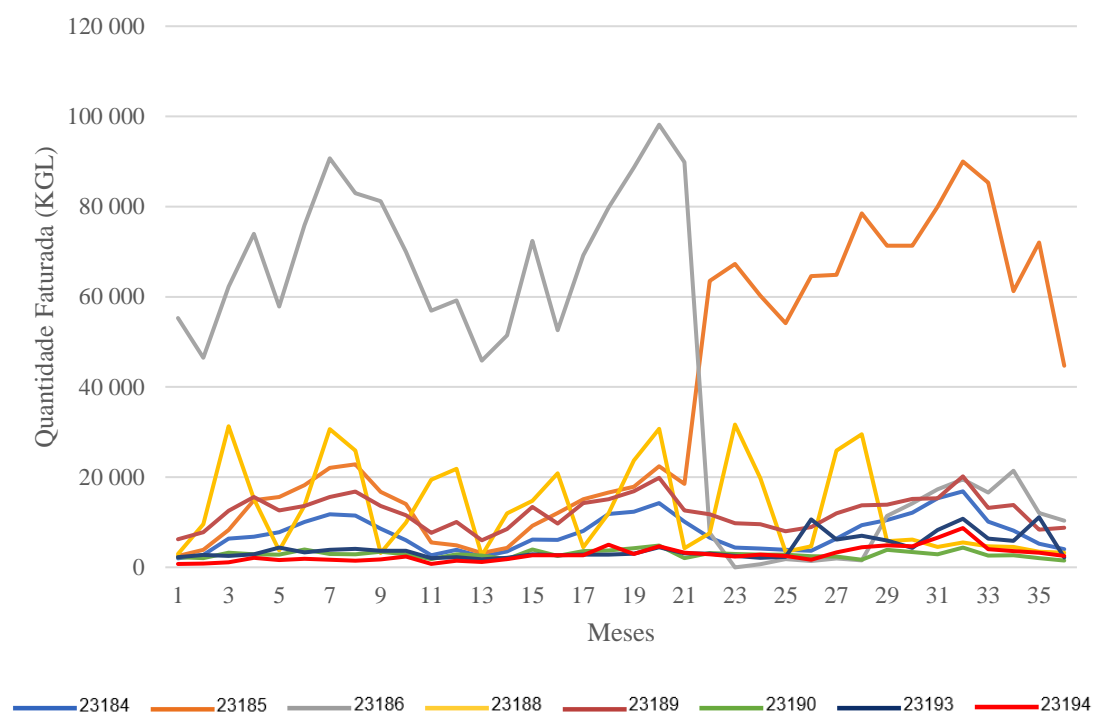


Figura Anexo C.3 - Comportamento das Vendas das Referência da Família Z, Canal Horeca

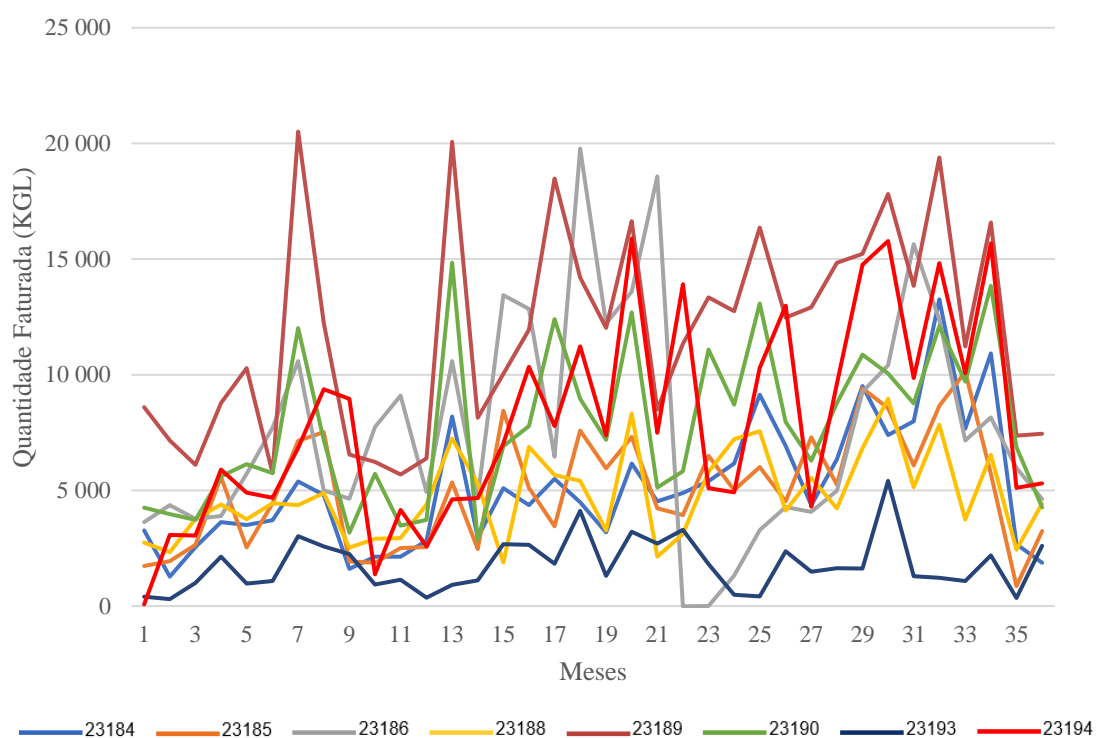


Figura Anexo C.4 - Comportamento das Vendas das Referência da Família Z, Canal Distribuidores

Anexo D - Comportamento das Referências da Família Y

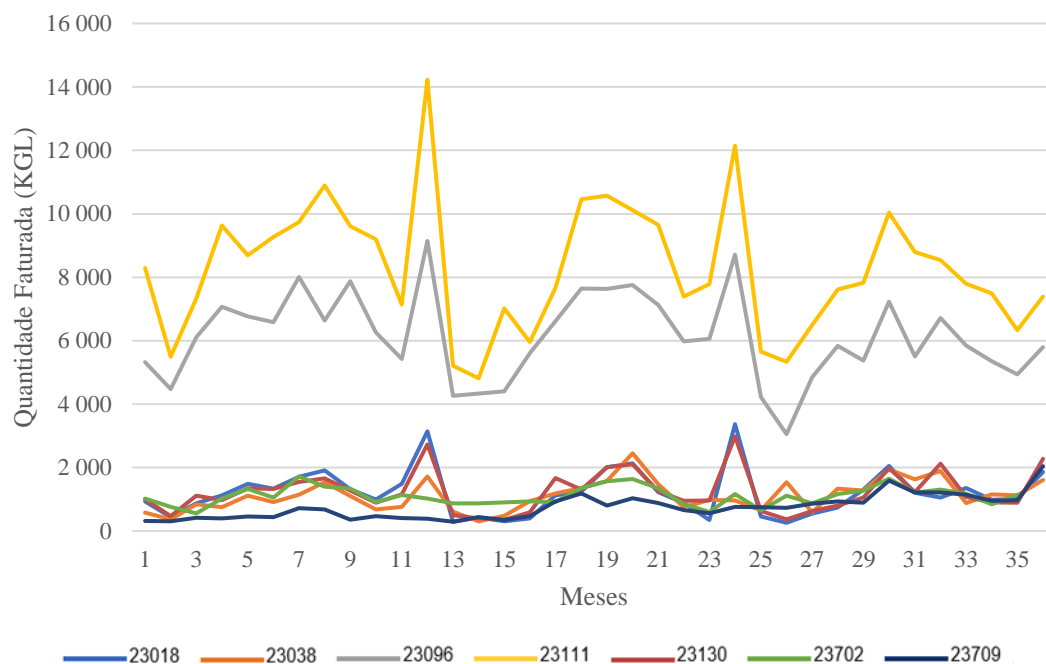


Figura Anexo D.1 - Comportamento das Vendas das Referência da Família Y, Canal Alimentar

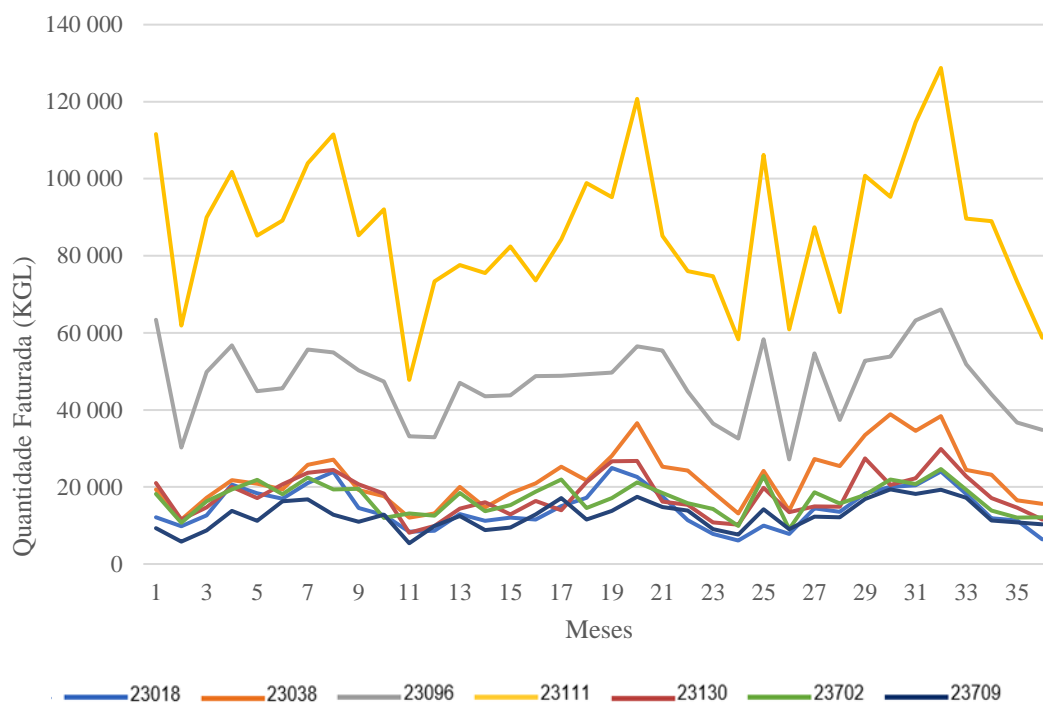


Figura Anexo D.2 Comportamento das Vendas das Referência da Família Y, Canal C&C

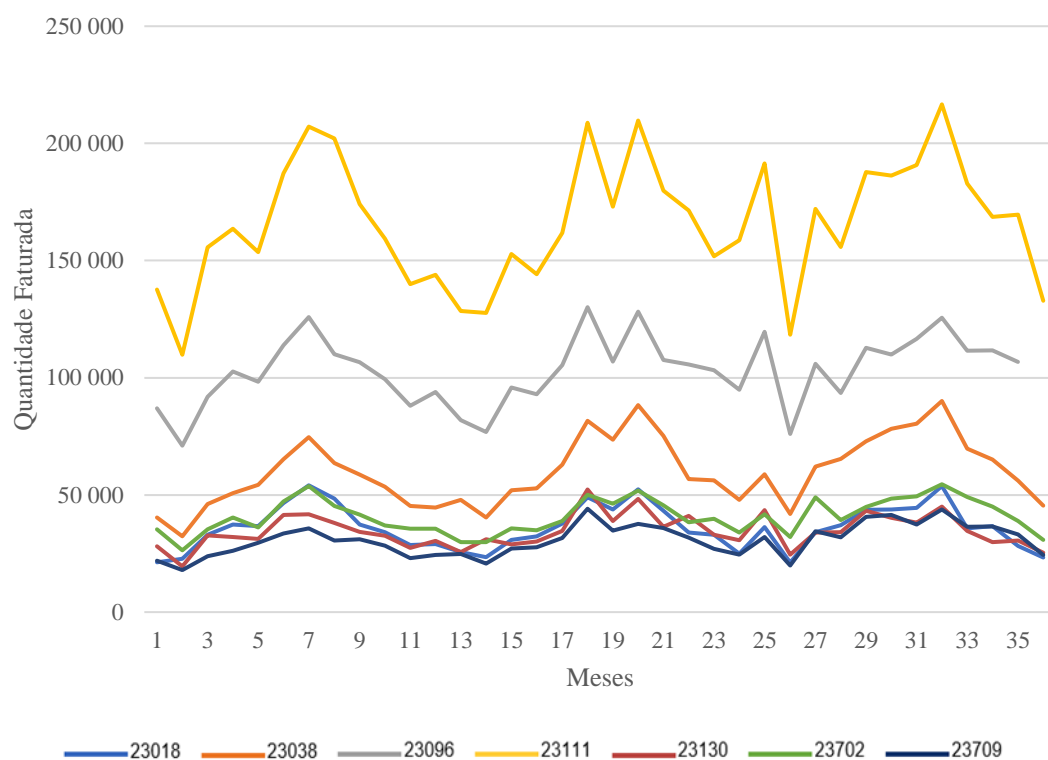


Figura Anexo D.3 - Comportamento das Vendas das Referência da Família Y, Canal Horeca

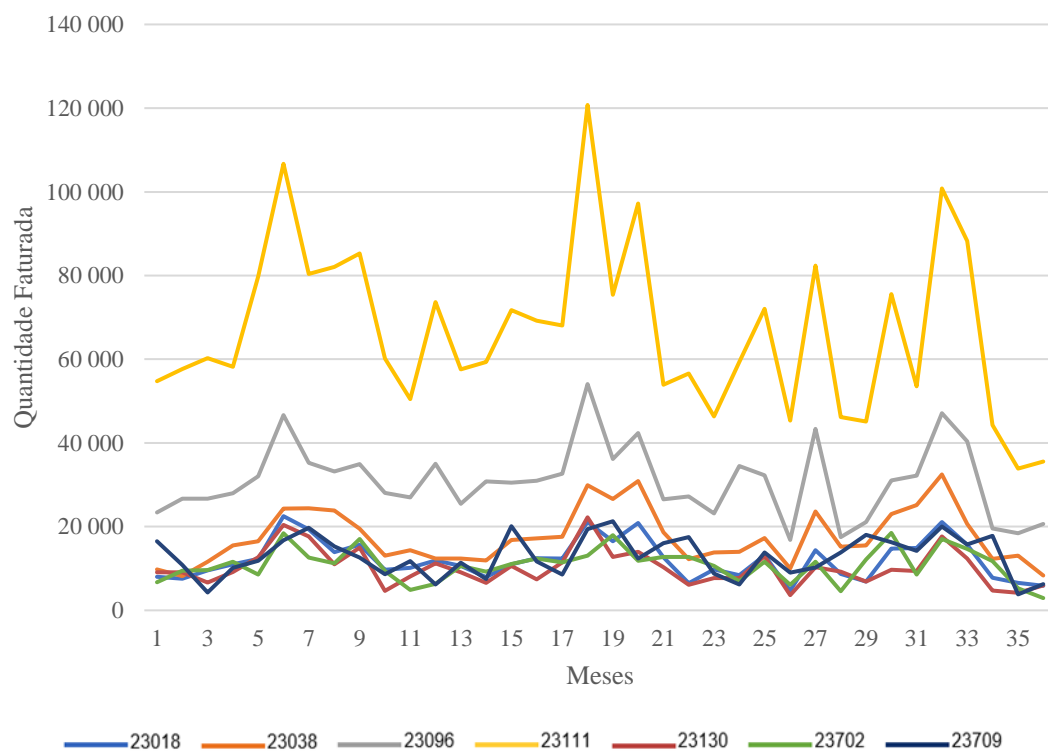


Figura Anexo D.4 - Comportamento das Vendas das Referência da Família Y, Canal Distribuidores

Anexo E - Coeficientes de *Pearson* da Família X

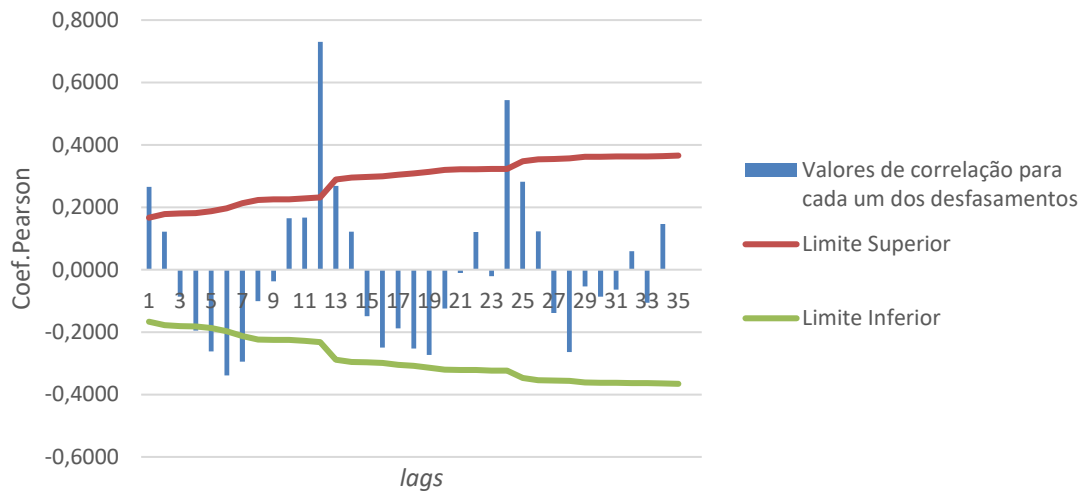


Figura Anexo E.1 Autocorrelação da Referência 25516

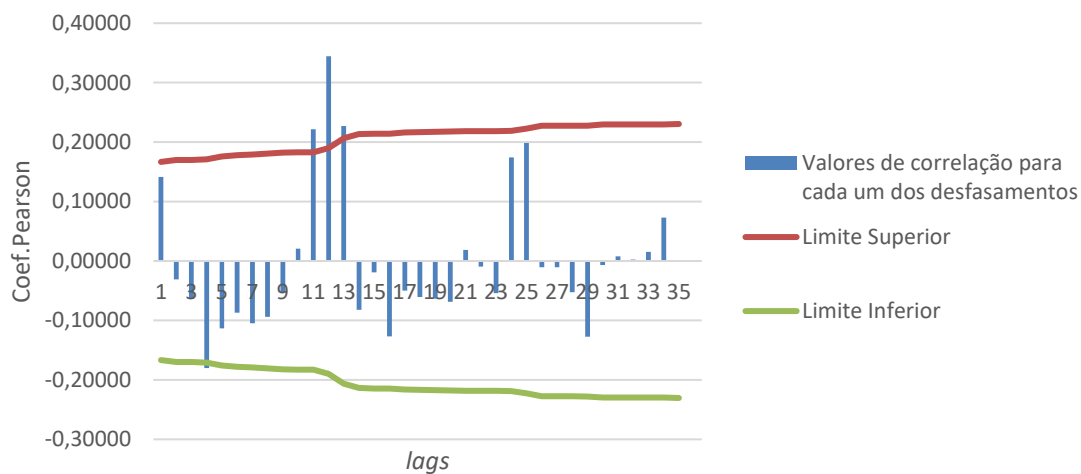


Figura Anexo E.2 - Autocorrelação da Referência 25525

Anexo F - Coeficientes de *Pearson* da Família Y

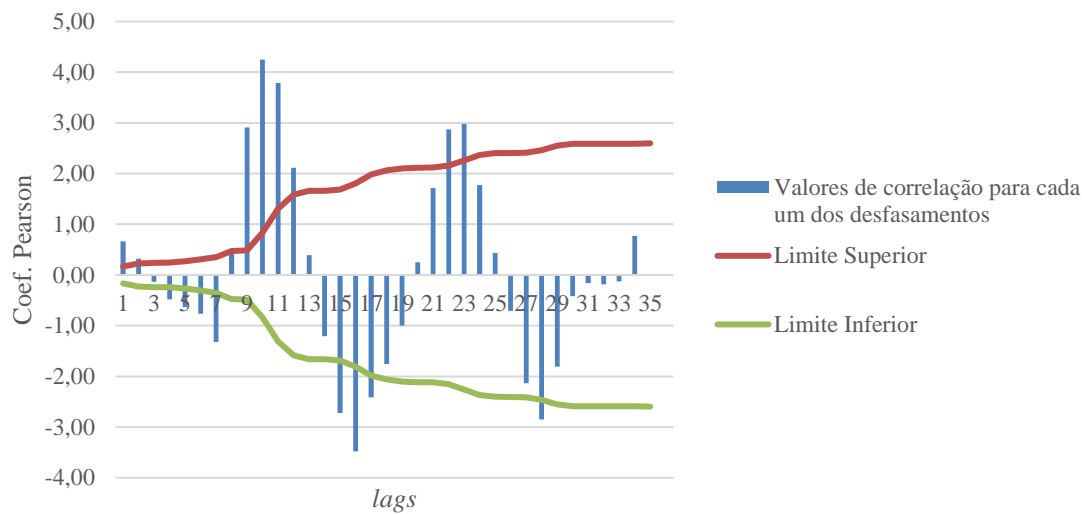


Figura Anexo F.1 - Autocorrelação da Referência 23018

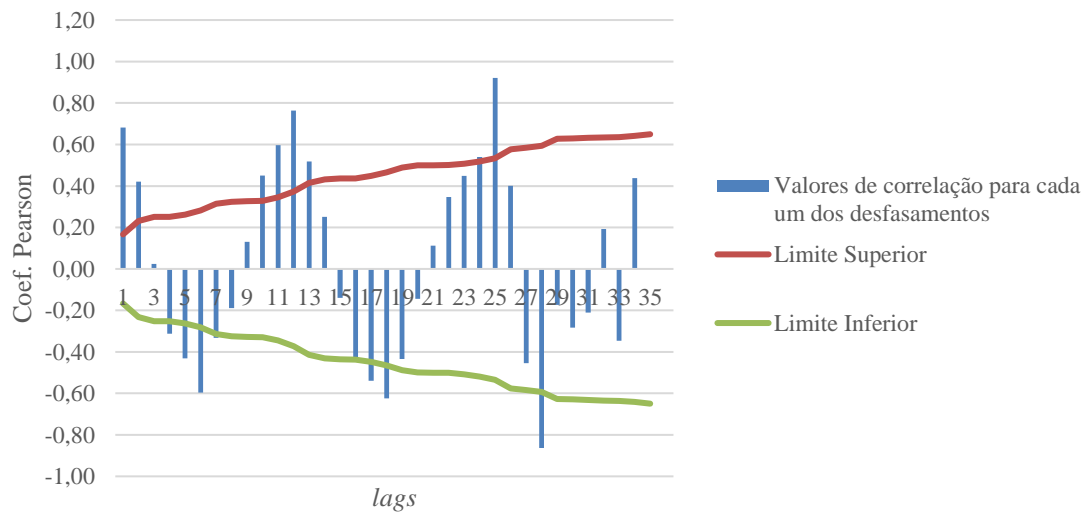


Figura Anexo F.2 - Autocorrelação da Referência 23038

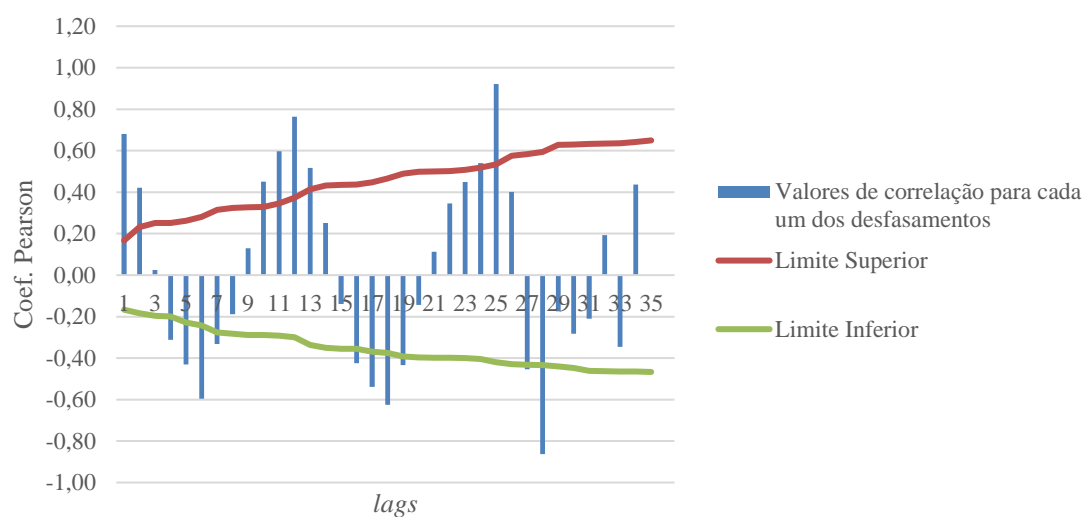


Figura Anexo F.3 - Autocorrelação da Referência 23111

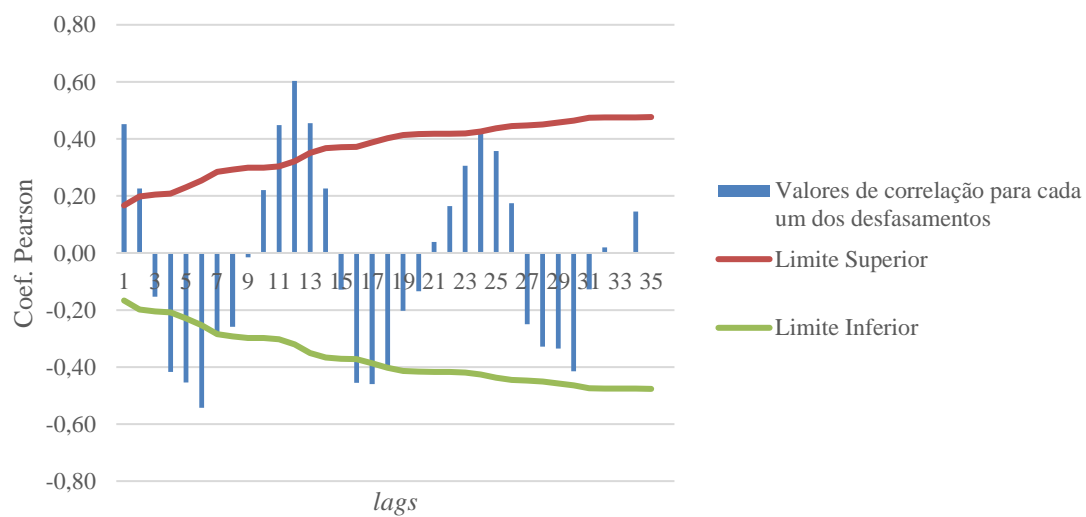


Figura Anexo F.4 - Autocorrelação da Referência 23130

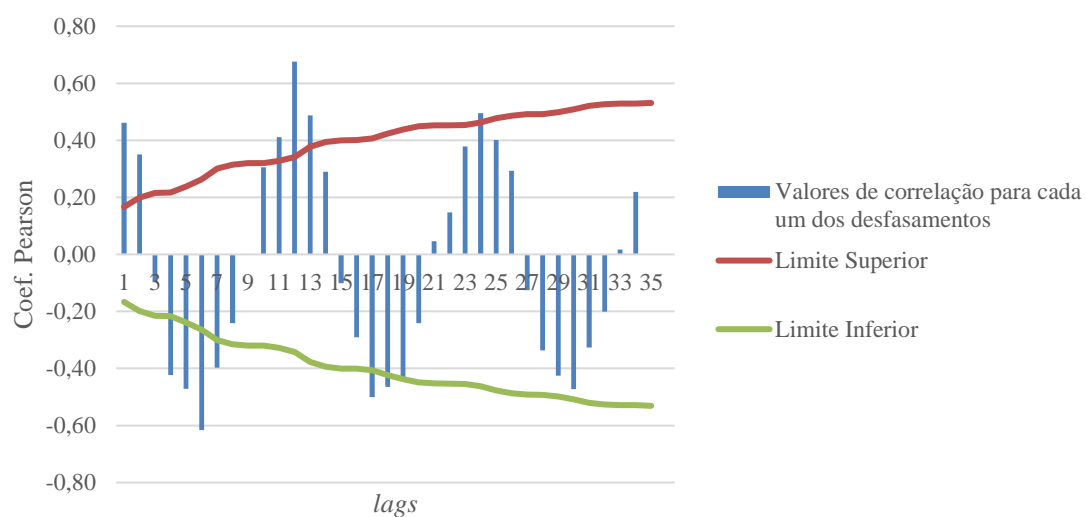


Figura Anexo F.5 - Autocorrelação da Referência 23702

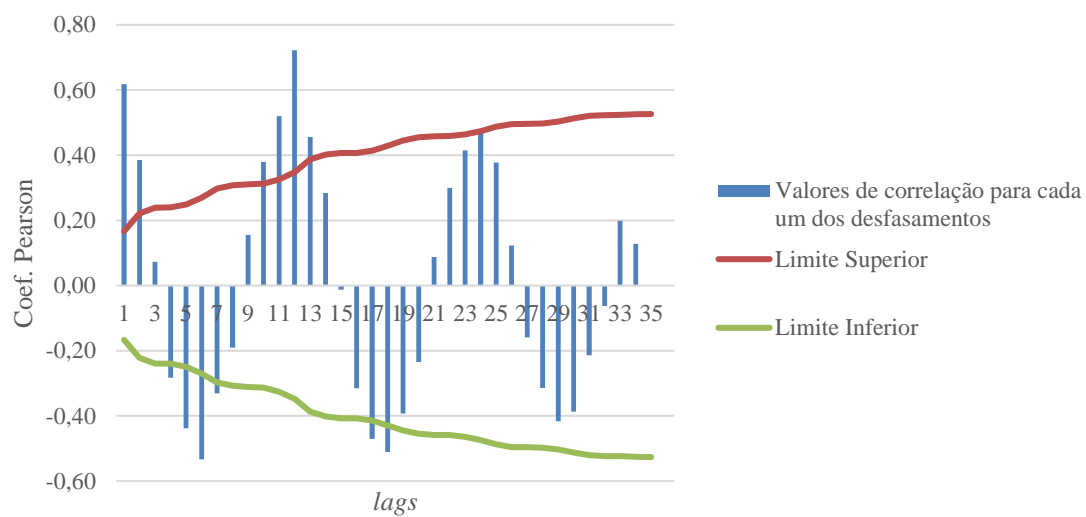


Figura Anexo F.6 Autocorrelação da Referência 23709

Anexo G - Coeficiente de *Pearson* da Família Z

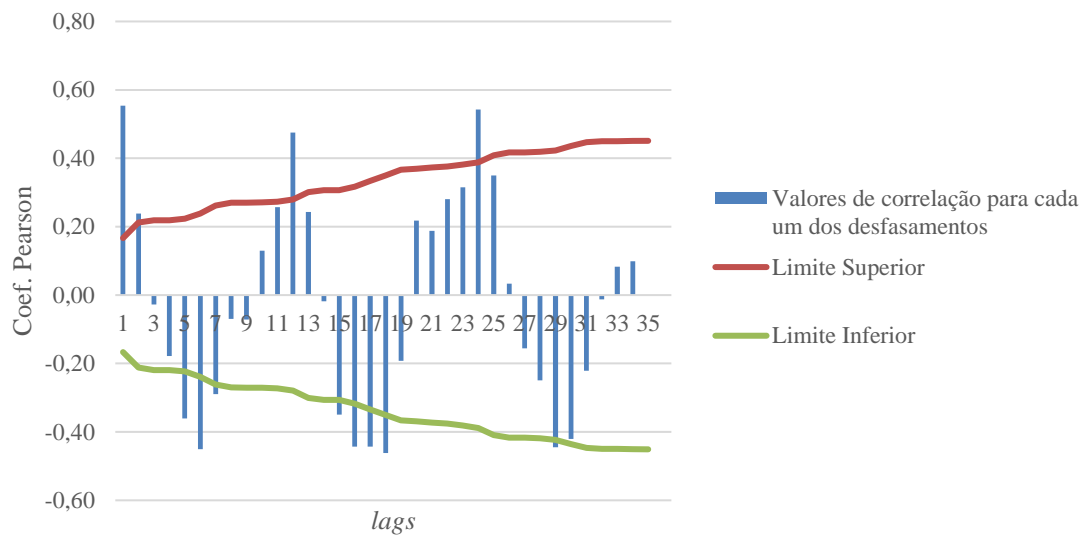


Figura Anexo G.1 - Autocorrelação da Referência 23184

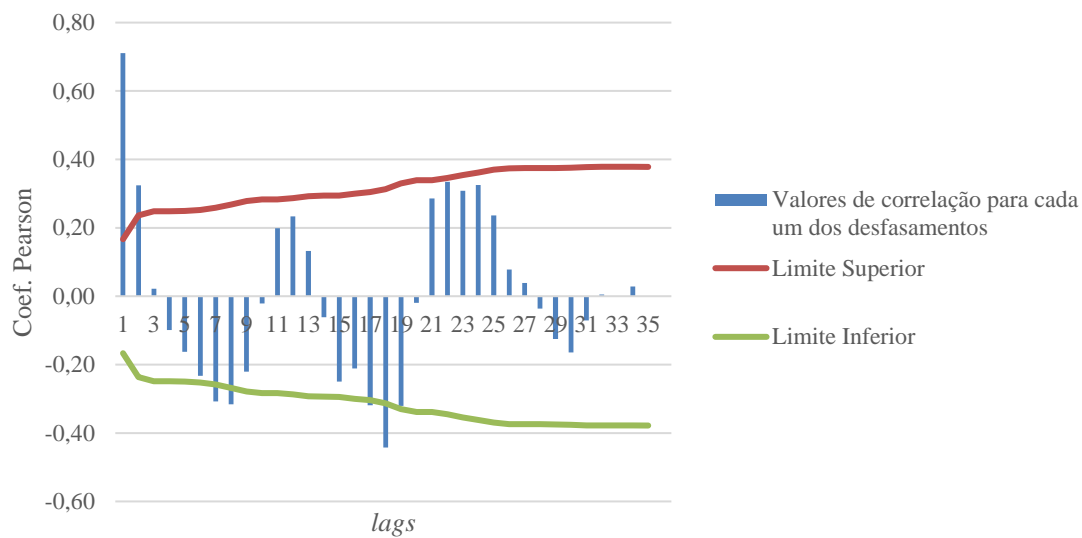


Figura Anexo G.2 - Autocorrelação da Referência 23186

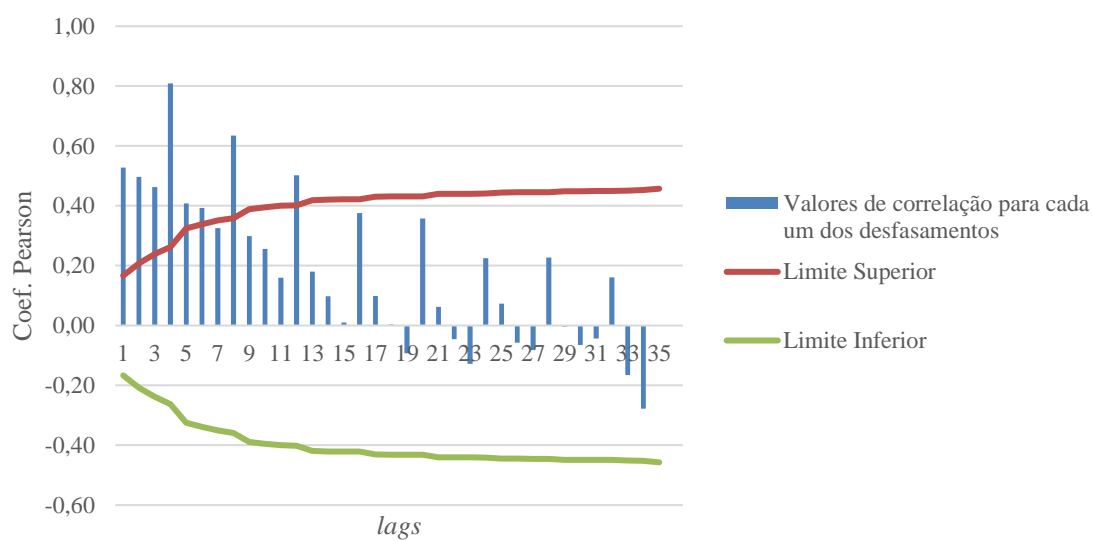


Figura Anexo G.3 - Autocorrelação da Referência 23188

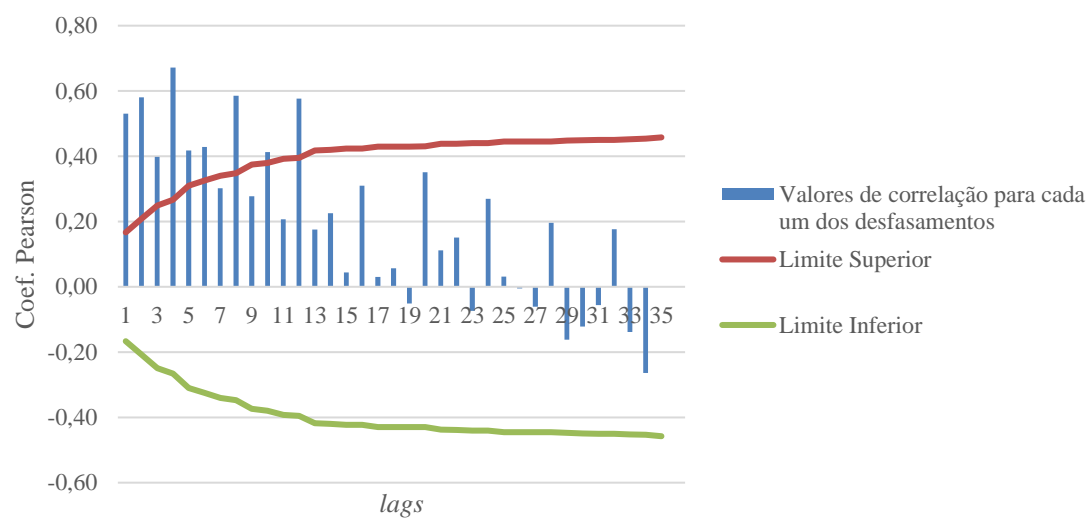


Figura Anexo G.4 - Autocorrelação da Referência 23189

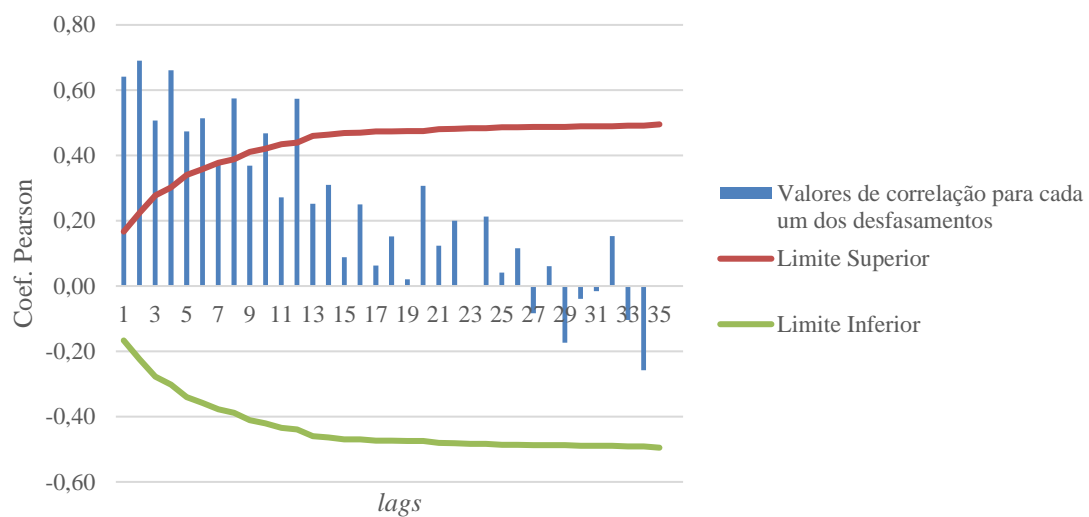


Figura Anexo G.5 - Autocorrelação da Referência 23190

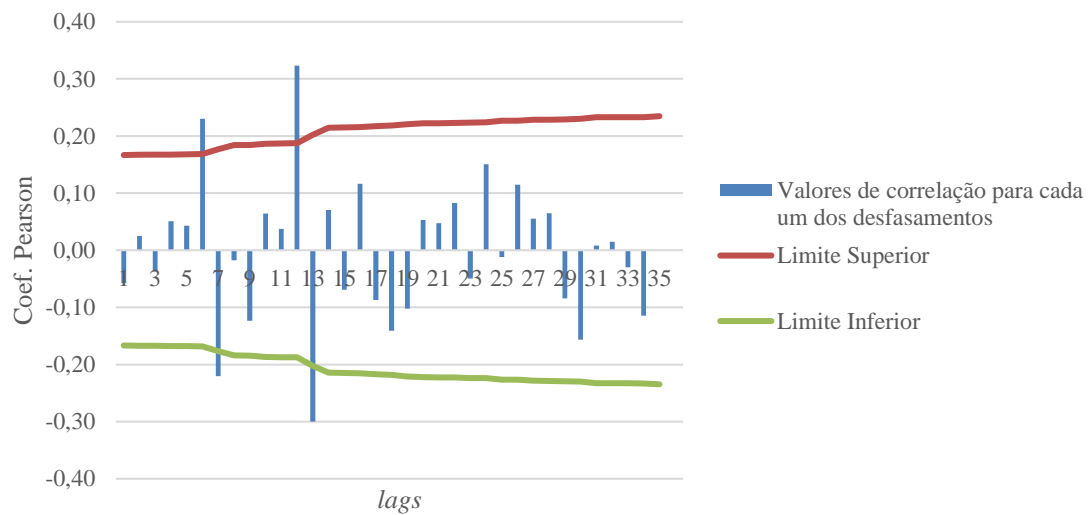


Figura Anexo G.6 - Autocorrelação da Referência 23193

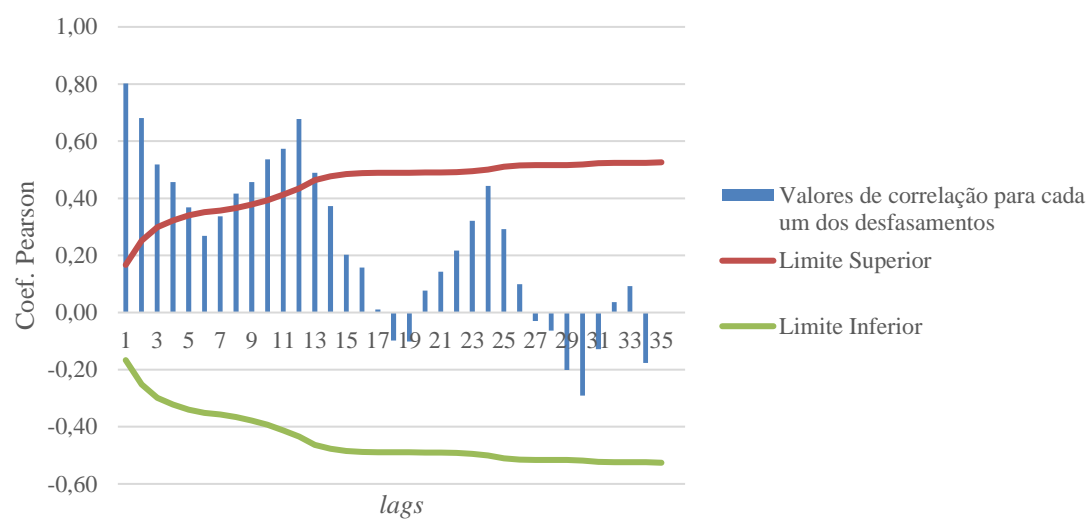


Figura Anexo G.7 - Autocorrelação da Referência 23194

Anexo H - Aplicação dos Modelos de Previsão à Família Y. Síntese

Tabela Anexo H.1 Comparação das 3 Hipóteses da Família Y no Modelo de HW Multiplicativo

Família Y/Hipótese		1ª	2ª	3ª	1ª	2ª	3ª
Referência (ponderação)	Canal (ponderação)	Global referência					
23018 (7%)	Alimentar (1%)	68%	59%	45%			
	C&C (21%)	11%	19%	23%			
	Distribuidores (18%)	28%	35%	29%			
	Horeca (60%)	14%	13%	23%	15%	15%	25%
23038 (12%)	Alimentar (1%)	52%	49%	35%			
	C&C (23%)	27%	34%	44%			
	Distribuidores (17%)	25%	47%	44%			
	Horeca (59%)	15%	15%	11%	16%	22%	24%
23096 (21%)	Alimentar (3%)	14%	31%	17%			
	C&C (25%)	8%	17%	28%			
	Distribuidores (15%)	27%	45%	15%			
	Horeca (57%)	9%	8%	7%	7%	13%	14%
23111 (38%)	Alimentar (2%)	14%	19%	23%			
	C&C (26%)	9%	11%	18%			
	Distribuidores (20%)	19%	21%	12%			
	Horeca (52%)	11%	7%	7%	9%	7%	11%
23130 (7%)	Alimentar (1%)	30%	35%	49%			
	C&C (27%)	13%	20%	28%			
	Distribuidores (15%)	35%	40%	25%			
	Horeca (57%)	13%	13%	15%	9%	11%	21%
23702 (8%)	Alimentar (2%)	96%	119%	85%			
	C&C (24%)	21%	24%	29%			
	Distribuidores (12%)	16%	20%	49%			
	Horeca (62%)	14%	20%	13%	9%	16%	24%
23709 (7%)	Alimentar (2%)	25%	20%	62%			
	C&C (22%)	18%	24%	35%			
	Distribuidores (22%)	29%	42%	38%			
	Horeca (55%)	18%	8%	13%	15%	16%	24%
Global		10%	12%	17%			

Legenda: → Valores determinados a partir da modelação
 → Valores determinados a partir da desagregação com base nas cotas de referência e canal
 → Valores determinados a partir da agregação dos erros com base nas cotas de referência e canal
 NA → Não aplicável

Tabela Anexo H.2 Comparação das 3 Hipóteses da Família Y no Modelo de HW Aditivo


Família Y/Hipótese		1 ^a	2 ^a	3 ^a	1 ^a	2 ^a	3 ^a
Referência (ponderação)	Canal (ponderação)	Global referência					
23018 (7%)	Alimentar (1%)	83%	79%	41%			
	C&C (21%)	20%	20%	27%			
	Distribuidores (18%)	40%	43%	26%			
	Horeca (60%)	19%	19%	21%	27%	22%	24%
23038 (12%)	Alimentar (1%)	58%	54%	42%			
	C&C (23%)	34%	40%	46%			
	Distribuidores (17%)	37%	50%	33%			
	Horeca (59%)	19%	18%	13%	21%	25%	24%
23096 (21%)	Alimentar (3%)	25%	29%	31%			
	C&C (25%)	16%	19%	23%			
	Distribuidores (15%)	35%	41%	16%			
	Horeca (57%)	11%	17%	8%	16%	15%	14%
23111 (38%)	Alimentar (2%)	48%	22%	24%			
	C&C (26%)	19%	15%	15%			
	Distribuidores (20%)	33%	27%	14%			
	Horeca (52%)	21%	16%	13%	15%	14%	14%
23130 (7%)	Alimentar (1%)	48%	22%	24%			
	C&C (27%)	19%	15%	15%			
	Distribuidores (15%)	33%	27%	14%			
	Horeca (57%)	21%	16%	13%	18%	14%	17%
23702 (8%)	Alimentar (2%)	48%	22%	24%			
	C&C (24%)	19%	15%	15%			
	Distribuidores (12%)	33%	27%	14%			
	Horeca (62%)	21%	16%	13%	13%	15%	27%
23709 (7%)	Alimentar (2%)	48%	22%	24%			
	C&C (22%)	19%	15%	15%			
	Distribuidores (22%)	33%	27%	14%			
	Horeca (55%)	21%	16%	13%	16%	17%	20%
Global		16%	16%	18%			


Legenda: → Valores determinados a partir da modelação
 → Valores determinados a partir da desagregação com base nas cotas de referência e canal
 → Valores determinados a partir da agregação dos erros com base nas cotas de referência e canal
NA → Não aplicável

Tabela Anexo H.3 Comparação das 3 Hipóteses da Família Y no Modelo de DC Multiplicativo

Família Y/Hipótese		1 ^a	2 ^a	3 ^a	1 ^a	2 ^a	3 ^a
Referência (ponderação)	Canal (ponderação)	Global referência					
23018 (7%)	Alimentar (1%)	72%	114%	54%			
	C&C (21%)	17%	46%	14%			
	Distribuidores (18%)	34%	74%	35%			
	Horeca (60%)	13%	39%	13%	20%	45%	18%
23038 (12%)	Alimentar (1%)	46%	47%	31%			
	C&C (23%)	26%	28%	39%			
	Distribuidores (17%)	29%	40%	34%			
	Horeca (59%)	11%	11%	9%	13%	17%	20%
23096 (21%)	Alimentar (3%)	22%	28%	16%			
	C&C (25%)	10%	12%	18%			
	Distribuidores (15%)	29%	35%	22%			
	Horeca (57%)	6%	8%	5%	9%	9%	11%
23111 (38%)	Alimentar (2%)	40%	20%	22%			
	C&C (26%)	13%	9%	7%			
	Distribuidores (20%)	26%	20%	15%			
	Horeca (52%)	13%	8%	6%	8%	6%	9%
23130 (7%)	Alimentar (1%)	25%	30%	53%			
	C&C (27%)	16%	15%	20%			
	Distribuidores (15%)	47%	42%	30%			
	Horeca (57%)	16%	13%	16%	13%	9%	20%
23702 (8%)	Alimentar (2%)	104%	109%	93%			
	C&C (24%)	14%	18%	28%			
	Distribuidores (12%)	22%	24%	13%			
	Horeca (62%)	10%	11%	9%	6%	7%	16%
23709 (7%)	Alimentar (2%)	23%	23%	46%			
	C&C (22%)	11%	22%	25%			
	Distribuidores (22%)	34%	43%	45%			
	Horeca (55%)	11%	9%	8%	11%	15%	21%
Global		9%	12%	13%			

Legenda:  → Valores determinados a partir da modelação

 → Valores determinados a partir da desagregação com base nas cotas de referência e canal


 → Valores determinados a partir da agregação dos erros com base nas cotas de referência e canal


NA → Não aplicável

Tabela Anexo H.4 Comparação das 3 Hipóteses da Família Y no Modelo de DC Aditivo

Família Y/Hipótese		1 ^a	2 ^a	3 ^a	1 ^a	2 ^a	3 ^a
Referência (ponderação)	Canal (ponderação)	Global referência					
23018 (7%)	Alimentar (1%)	74%	67%	90%			
	C&C (21%)	19%	16%	14%			
	Distribuidores (18%)	36%	35%	39%			
	Horeca (60%)	15%	11%	13%	23%	14%	20%
23038 (12%)	Alimentar (1%)	47%	47%	35%			
	C&C (23%)	28%	32%	43%			
	Distribuidores (17%)	30%	41%	36%			
	Horeca (59%)	11%	11%	9%	13%	17%	22%
23096 (21%)	Alimentar (3%)	25%	29%	23%			
	C&C (25%)	12%	13%	18%			
	Distribuidores (15%)	30%	35%	23%			
	Horeca (57%)	5%	7%	5%	10%	9%	12%
23111 (38%)	Alimentar (2%)	41%	20%	30%			
	C&C (26%)	13%	9%	8%			
	Distribuidores (20%)	27%	20%	16%			
	Horeca (52%)	13%	8%	6%	9%	6%	9%
23130 (7%)	Alimentar (1%)	27%	30%	60%			
	C&C (27%)	17%	15%	6%			
	Distribuidores (15%)	50%	42%	32%			
	Horeca (57%)	17%	13%	9%	15%	9%	13%
23702 (8%)	Alimentar (2%)	108%	111%	42%			
	C&C (24%)	16%	19%	28%			
	Distribuidores (12%)	24%	25%	13%			
	Horeca (62%)	10%	11%	9%	7%	8%	15%
23709 (7%)	Alimentar (2%)	24%	24%	58%			
	C&C (22%)	12%	22%	22%			
	Distribuidores (22%)	35%	42%	45%			
	Horeca (55%)	9%	8%	7%	10%	14%	20%
Global		9%	9%	13%			

Legenda:  → Valores determinados a partir da modelação

 → Valores determinados a partir da desagregação com base nas cotas de referência e canal

 → Valores determinados a partir da agregação dos erros com base nas cotas de referência e canal

NA → Não aplicável

Anexo I - Síntese da aplicação dos modelos à Família Z

Tabela Anexo I.1 Comparação das 3 Hipóteses da Família Z no Modelo de HW Multiplicativo

Família Z/Hipótese		1ª	2ª	3ª	1ª	2ª	3ª
Referência (ponderação)	Canal (ponderação)	Global referência					
23184 (5%)	Alimentar (54%)	104%	32%	11%			
	C&C (27%)	52%	9%	13%			
	Distribuidores (7%)	28%	39%	26%			
	Horeca (11%)	45%	11%	14%	58%	8%	13%
23185 (9%)	Alimentar (52%)	23%	13%	15%			
	C&C (15%)	23%	20%	32%			
	Distribuidores (4%)	52%	45%	75%			
	Horeca (28%)	29%	44%	35%	3%	22%	26%
23186 (18%)	Alimentar (71%)	14%	12%	42%			
	C&C (8%)	25%	22%	3%			
	Distribuidores (3%)	15%	15%	45%			
	Horeca (18%)	259%	248%	21%	35%	32%	35%
23188 (18%)	Alimentar (77%)	31%	35%	23%			
	C&C (15%)	50%	49%	20%			
	Distribuidores (2%)	23%	21%	40%			
	Horeca (6%)	354%	365%	163%	18%	21%	31%
23189 (21%)	Alimentar (72%)	13%	14%	21%			
	C&C (19%)	38%	45%	31%			
	Distribuidores (4%)	16%	22%	23%			
	Horeca (4%)	39%	48%	10%	13%	15%	23%
23190 (19%)	Alimentar (78%)	9%	14%	26%			
	C&C (18%)	27%	36%	20%			
	Distribuidores (3%)	36%	39%	24%			
	Horeca (1%)	104%	114%	57%	10%	15%	25%
23193 (5%)	Alimentar (86%)	35%	45%	61%			
	C&C (6%)	20%	29%	35%			
	Distribuidores (2%)	147%	159%	140%			
	Horeca (6%)	29%	56%	20%	31%	41%	59%
23194 (5%)	Alimentar (66%)	14%	19%	15%	10%	9%	18%
	C&C (18%)	19%	12%	13%			
	Distribuidores (11%)	24%	17%	50%			
	Horeca (4%)	17%	16%	7%			
Global		17%	18%	28%			

Legenda: → Valores determinados a partir da modelação
 → Valores determinados a partir da desagregação com base nas cotas de referência e canal
 → Valores determinados a partir da agregação dos erros com base nas cotas de referência e canal
NA → Não aplicável

Tabela Anexo I.2 Comparação das 3 Hipóteses da Família Z no Modelo de HW Aditivo

Família Z/Hipótese		1 ^a	2 ^a	3 ^a	1 ^a	2 ^a	3 ^a
Referência (ponderação)	Canal (ponderação)	Global referência					
23184 (5%)	Alimentar (54%)	79%	41%	19%			
	C&C (27%)	39%	12%	19%			
	Distribuidores (7%)	22%	35%	14%			
	Horeca (11%)	35%	11%	11%	54%	17%	18%
23185 (9%)	Alimentar (52%)	20%	29%	11%			
	C&C (15%)	20%	23%	24%			
	Distribuidores (4%)	53%	53%	70%			
	Horeca (28%)	31%	26%	25%	5%	9%	19%
23186 (18%)	Alimentar (71%)	11%	9%	18%			
	C&C (8%)	24%	12%	50%			
	Distribuidores (3%)	12%	15%	21%			
	Horeca (18%)	251%	179%	46%	32%	6%	26%
23188 (18%)	Alimentar (77%)	28%	30%	26%			
	C&C (15%)	45%	50%	44%			
	Distribuidores (2%)	16%	23%	17%			
	Horeca (6%)	343%	354%	33%	15%	17%	29%
23189 (21%)	Alimentar (72%)	9%	14%	19%			
	C&C (19%)	41%	46%	39%			
	Distribuidores (4%)	16%	21%	8%			
	Horeca (4%)	42%	48%	7%	10%	15%	22%
23190 (19%)	Alimentar (78%)	7%	23%	26%			
	C&C (18%)	28%	39%	21%			
	Distribuidores (3%)	37%	32%	28%			
	Horeca (1%)	98%	126%	27%	7%	23%	25%
23193 (5%)	Alimentar (86%)	31%	37%	36%			
	C&C (6%)	22%	26%	33%			
	Distribuidores (2%)	142%	146%	124%			
	Horeca (6%)	28%	52%	90%	27%	33%	41%
23194 (5%)	Alimentar (66%)	12%	41%	13%			
	C&C (18%)	20%	36%	29%			
	Distribuidores (11%)	25%	31%	52%			
	Horeca (4%)	18%	36%	15%	10%	33%	20%
Global		16%	17%	25%			




Legenda:  → Valores determinados a partir da modelação
 → Valores determinados a partir da desagregação com base nas cotas de referência e canal
 → Valores determinados a partir da agregação dos erros com base nas cotas de referência e canal
NA → Não aplicável




Tabela Anexo I.3 Comparação das 3 Hipóteses da Família Z no Modelo de DC Multiplicativo

Família Z/Hipótese		1 ^a	2 ^a	3 ^a	1 ^a	2 ^a	3 ^a
Referência (ponderação)	Canal (ponderação)	Global referência					
23184 (5%)	Alimentar (54%)	87%	54%	17%			
	C&C (27%)	43%	21%	15%			
	Distribuidores (7%)	24%	31%	23%			
	Horeca (11%)	38%	21%	16%	72%	7%	17%
23185 (9%)	Alimentar (52%)	34%	33%	9%			
	C&C (15%)	29%	30%	37%			
	Distribuidores (4%)	53%	56%	110%			
	Horeca (28%)	23%	24%	11%	9%	29%	18%
23186 (18%)	Alimentar (71%)	22%	23%	7%			
	C&C (8%)	35%	16%	20%			
	Distribuidores (3%)	23%	23%	12%			
	Horeca (18%)	290%	127%	145%	47%	18%	33%
23188 (18%)	Alimentar (77%)	43%	76%	30%			
	C&C (15%)	62%	104%	22%			
	Distribuidores (2%)	21%	43%	34%			
	Horeca (6%)	396%	514%	150%	28%	59%	36%
23189 (21%)	Alimentar (72%)	22%	35%	26%			
	C&C (19%)	49%	62%	30%			
	Distribuidores (4%)	26%	37%	13%			
	Horeca (4%)	59%	75%	7%	23%	36%	25%
23190 (19%)	Alimentar (78%)	19%	34%	24%			
	C&C (18%)	31%	46%	17%			
	Distribuidores (3%)	35%	40%	37%			
	Horeca (1%)	123%	151%	33%	19%	31%	23%
23193 (5%)	Alimentar (86%)	47%	37%	36%			
	C&C (6%)	23%	25%	34%			
	Distribuidores (2%)	172%	151%	223%			
	Horeca (6%)	31%	54%	63%	42%	33%	42%
23194 (5%)	Alimentar (66%)	19%	22%	13%			
	C&C (18%)	22%	19%	20%			
	Distribuidores (11%)	28%	24%	29%			
	Horeca (4%)	19%	19%	14%	12%	15%	16%
Global		27%	33%	28%			

Legenda: → Valores determinados a partir da modelação
 → Valores determinados a partir da desagregação com base nas cotas de referência e canal
 → Valores determinados a partir da agregação dos erros com base nas cotas de referência e canal
NA → Não aplicável

Tabela Anexo I.4 Comparação das 3 Hipóteses da Família Z no Modelo de DC Aditivo

Família Z/Hipótese		1 ^a	2 ^a	3 ^a	1 ^a	2 ^a	3 ^a
Referência (ponderação)	Canal (ponderação)	Global referência					
23184 (5%)	Alimentar (54%)	107%	59%	28%			
	C&C (27%)	60%	25%	17%			
	Distribuidores (7%)	18%	29%	15%			
	Horeca (11%)	53%	25%	8%	81%	35%	22%
23185 (9%)	Alimentar (52%)	41%	68%	10%			
	C&C (15%)	34%	60%	35%			
	Distribuidores (4%)	52%	67%	85%			
	Horeca (28%)	19%	9%	29%	14%	35%	22%
23186 (18%)	Alimentar (71%)	27%	15%	7%			
	C&C (8%)	41%	27%	16%			
	Distribuidores (3%)	27%	15%	6%			
	Horeca (18%)	308%	263%	215%	54%	37%	45%
23188 (18%)	Alimentar (77%)	50%	81%	31%			
	C&C (15%)	70%	108%	22%			
	Distribuidores (2%)	23%	46%	27%			
	Horeca (6%)	419%	527%	205%	34%	62%	40%
23189 (21%)	Alimentar (72%)	28%	39%	27%			
	C&C (19%)	56%	66%	30%			
	Distribuidores (4%)	27%	36%	8%			
	Horeca (4%)	67%	81%	7%	29%	40%	26%
23190 (19%)	Alimentar (78%)	25%	34%	24%			
	C&C (18%)	37%	46%	18%			
	Distribuidores (3%)	35%	40%	29%			
	Horeca (1%)	132%	151%	33%	25%	34%	23%
23193 (5%)	Alimentar (86%)	54%	34%	32%			
	C&C (6%)	28%	23%	34%			
	Distribuidores (2%)	184%	145%	138%			
	Horeca (6%)	38%	51%	73%	49%	30%	37%
23194 (5%)	Alimentar (66%)	25%	29%	18%			
	C&C (18%)	23%	25%	21%			
	Distribuidores (11%)	29%	26%	26%			
	Horeca (4%)	23%	26%	25%	17%	21%	20%
Global		33%	40%	31%			

Legenda:  → Valores determinados a partir da modelação
 → Valores determinados a partir da desagregação com base nas cotas de referência e canal
 → Valores determinados a partir da agregação dos erros com base nas cotas de referência e canal
NA → Não aplicável

Anexo J - Síntese R^2 das Famílias X, Y e Z

Tabela Anexo J.1 Síntese R^2 dos 4 Modelos para as 3 hipóteses Estudadas, Família X

	HW Multiplicativo			HW Aditivo			DC Multiplicativo			DC Aditivo		
	Hipótese			Hipótese			Hipótese			Hipótese		
	1	2	3	1	2	3	1	2	3	1	2	3
R^2 (%)	85,9	83,5	74,6	96,1	41,4	40,5	-8,0	92,6	86,5	-4,7	87,4	86,6

Tabela Anexo J.2 Síntese R^2 dos 4 Modelos para as 3 hipóteses Estudadas, Família Y

	HW Multiplicativo			HW Aditivo			DC Multiplicativo			DC Aditivo		
	Hipótese			Hipótese			Hipótese			Hipótese		
	1	2	3	1	2	3	1	2	3	1	2	3
R^2 (%)	98,90	98,68	96,21	39,63	30,02	79,36	85,10	71,81	70,18	28,10	79,67	70,31

Tabela Anexo J.3 Síntese R^2 dos 4 Modelos para as 3 hipóteses Estudadas, Família Z

	HW Multiplicativo			HW Aditivo			DC Multiplicativo			DC Aditivo		
	Hipótese			Hipótese			Hipótese			Hipótese		
	1	2	3	1	2	3	1	2	3	1	2	3
R^2 (%)	98,81	95,92	90,80	98,50	95,79	28,96	70,30	61,95	68,95	29,88	73,43	63,46